



TESIS SS14 2501

**PEMODELAN GSTARX DENGAN INTERVENSI *PULSE* DAN
STEP UNTUK PERAMALAN WISATAWAN MANCANEGARA**

KARTIKA SUKMA OKTANIDYA
NRP 1313 201 707

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Suhartono, M.Sc

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2015



TESIS SS14 2501

**GSTARX MODEL WITH *PULSE* AND *STEP* INTERVENTION
FOR PREDICTION FOREIGN TOURISTS**

KARTIKA SUKMA OKTANIDYA
NRP 1313 201 707

SUPERVISOR
Dr. Suhartono, M.Sc

**PROGRAM OF MAGISTER
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2015**

**PEMODELAN GSTARX DENGAN INTERVENSI *PULSE* DAN *STEP*
UNTUK PERAMALAN WISATAWAN MANCANEGARA**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si)
di
Institut Teknologi Sepuluh November
Oleh :

KARTIKA SUKMA OKTANIDYA
NRP. 1313 201 707

Tanggal Ujian : 28 Januari 2015
Periode Wisuda : Maret 2015

Disetujui Oleh:

1. Dr. Suhartono, M.Sc
NIP. 19710929 199512 1 001

(Pembimbing)

2. Dr. Ir. Sasmito Hadi Wibowo, M.Sc
NIP. 19570411 198003 1 001

(Penguji)

3. Dr. Brodjol Sutji Suprih Ulama, M.Si
NIP. 19660125 199002 1 001

(Penguji)

4. Dr. Santi Puteri Rahayu, M.Si
NIP. 19750115 199903 2 003

(Penguji)



Direktur Pascasarjana

Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, MT.
NIP. 19640405 199602 1 001

PEMODELAN GSTARX DENGAN INTERVENSI *PULSE* DAN *STEP* UNTUK PERAMALAN WISATAWAN MANCANEGERA

Nama mahasiswa : Kartika Sukma Oktanidya
NRP : 1313201707
Pembimbing : Dr. Suhartono, M.Sc

ABSTRAK

Peramalan jumlah wisatawan mancanegara yang masuk ke suatu negara sangat dibutuhkan bagi pemerintah dan pelaku bisnis pariwisata sebagai dasar pengambilan keputusan dan perencanaan yang baik dalam pengembangan sektor pariwisata di Indonesia. Pada penelitian ini dikembangkan pemodelan *Generalized Space-Time Autoregressive with Exogenous Variables* (GSTARX) untuk identifikasi, estimasi parameter, mendapatkan model dan membandingkan hasil peramalan data musiman jumlah wisatawan mancanegara dengan fungsi intervensi *pulse* dan *step*. GSTARX adalah model yang menggabungkan unsur dependensi waktu dan lokasi pada suatu runtun waktu multivariat yang melibatkan variabel prediktor dengan metode estimasi *Ordinary Least Square* (OLS) dan *Generalized Least Square* (GLS) dengan beberapa macam bobot lokasi. Sebagai studi kasus model GSTARX diaplikasikan untuk peramalan jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali. Wilayah Sumatera meliputi 4 pintu masuk, yaitu Polonia (Medan), Minangkabau (Padang), Sultan Syarif Kasim II (Pekanbaru) dan Batam. Sedangkan wilayah Jawa-Bali meliputi 3 pintu masuk, yaitu Soekarno-Hatta (Jakarta), Juanda (Surabaya) dan Ngurah Rai (Denpasar). Variabel intervensi yang digunakan adalah krisis moneter Juli 1997, Bom Bali I dan II dan beberapa bencana alam yang terjadi di wilayah Sumatera. Kajian simulasi diterapkan pada data musiman dan gabungan antara musiman dan nonmusiman yang akan diestimasi menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS. Hasil kajian simulasi menunjukkan bahwa GSTARX-GLS menghasilkan estimator yang lebih efisien dibandingkan model GSTARX-OLS pada saat *residual* antar persamaan (lokasi) saling berkorelasi. Orde intervensi setiap lokasi yang digunakan pada model GSTARX ditentukan berdasarkan plot fungsi respon pada model intervensi univariat. Hasil kajian terapan pada kasus jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali menunjukkan bahwa model GSTARX-GLS menghasilkan estimator yang lebih efisien dibanding GSTARX-OLS karena *residual* antar lokasi di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali saling berkorelasi.

Kata Kunci : GLS, GSTARX, OLS, wisatawan mancanegara

GSTARX MODEL WITH *PULSE* AND *STEP* INTERVENTION FOR PREDICTION FOREIGN TOURISTS

By : Kartika Sukma Oktanidya
Student Identity Number : 1313201707
Supervisor : Dr. Suhartono, M.Sc

ABSTRACT

Forecasting the number of foreign tourists coming into the country is necessary for the government and tourism businesses as a basis for decision making and good planning in the development of the tourism sector in Indonesia. So modeling and forecast data on the number of foreign tourists need to be done. In this study developed modeling *Generalized Space-Time Autoregressive with Exogenous Variables* (GSTARX) for identification, parameter estimation, get the model and compare the results of forecasting seasonal data the number of foreign tourists with *pulse* and *step* intervention function. The purpose of this study is to develop a model building procedure GSTARX is a model that combines elements of time and location dependencies in a multivariate time series involving the predictor variables with estimation method are Ordinary Least Square (OLS) and Generalized Least Square (GLS) with some kind of weight locations. As a case study GSTARX models applied to forecasting the number of foreign tourists in Sumatra and Java-Bali. The Sumatra include the 4 entrances, namely Polonia (Medan), Minangkabau (Padang), Sultan Syarif Kasim II (Pekanbaru) and Batam. While the Java-Bali region includes 3 entrances, namely Soekarno-Hatta (Jakarta), Juanda (Surabaya) and Ngurah Rai (Denpasar). Intervening variables used are the monetary crisis in July 1998, the Bali Bombing I and II and some natural disasters that occurred in Sumatra. Simulation studies applied to seasonal data, combined seasonal and nonseasonal to be estimated using GSTARX-OLS and GSTARX-GLS. The results of the simulation study showed that GSTARX-GLS produce a more efficient estimator than GSTARX-OLS models when the residual between equation (location) are correlated. Order intervention every location used in the GSTARX model is determined by the plot function response from univariate intervention model. The study applied in the case of the number of foreign tourists in Sumatra and Java-Bali indicate that GSTARX-GLS models produce a more efficient estimator than GSTARX-OLS. The study applied in the case of the number of foreign tourists in Sumatra and Java-Bali indicate that GSTARX-GLS models produce a more efficient estimator than GSTARX-OLS because the residual between sites in Sumatra and Java-Bali are correlated.

Keyword : GLS, GSTARX, OLS, foreign tourist

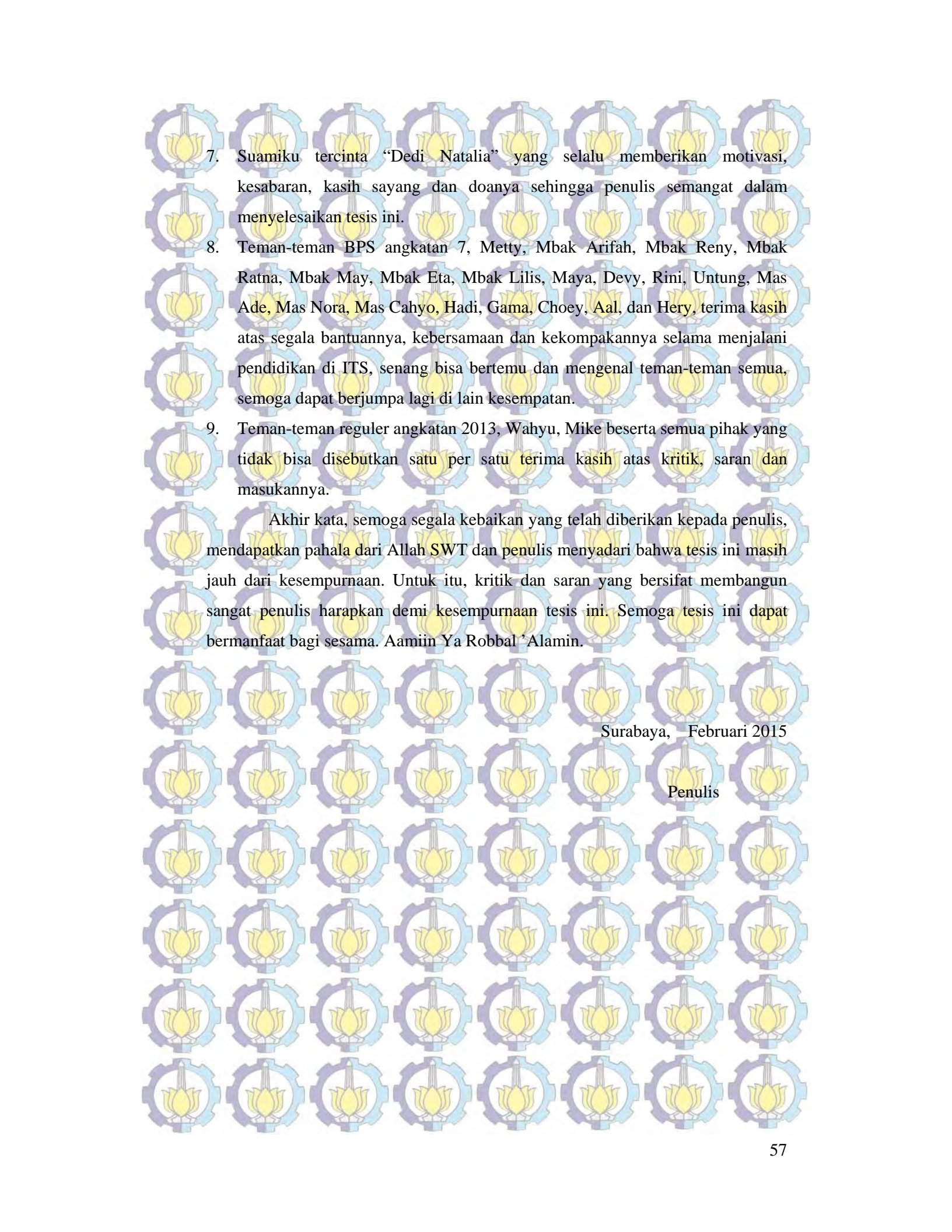
KATA PENGANTAR

Segala puji milik Allah SWT, Dzat Yang Maha Esa, syukur Alhamdulillah penulis panjatkan kehadiran Allah SWT yang telah memberikan limpahan Rahmat sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul:

“PEMODELAN GSTARX DENGAN INTERVENSI *PULSE* DAN *STEP* UNTUK PERAMALAN WISATAWAN MANCANEGARA”

Dalam menyusun tesis ini, penulis memperoleh banyak bantuan dari berbagai pihak, baik secara langsung maupun tidak langsung, untuk itu pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Badan Pusat Statistik (BPS) yang telah memberi kesempatan serta beasiswa kepada penulis untuk melanjutkan studi program S2 di ITS
2. Dr. Suhartono, M.Sc selaku Koordinator Program Studi Magister Jurusan Statistika ITS Surabaya, dosen wali serta dosen pembimbing yang telah banyak meluangkan waktu serta dengan penuh kesabaran dan keikhlasannya dalam memberikan bimbingan, saran dan masukan serta motivasi dalam penyusunan tesis ini.
3. Dr. Ir. Sasmito Hadi Wibowo, M.Sc, Dr. Brodjol Sutijo Suprih Ulama, M.Si dan Dr. Santi Puteri Rahayu, M.Si yang telah banyak memberikan saran dan masukan untuk kesempurnaan tesis ini.
4. Dr. Muhammad Mashuri, MT selaku Ketua Jurusan Statistika FMIPA ITS Surabaya.
5. Bapak dan Ibu dosen selaku pengajar di jurusan Statistika atas pembekalan ilmu selama penulis menempuh pendidikan di Program Studi Magister Jurusan Statistika ITS Surabaya.
6. Kedua orangtua tercinta, yang telah membesarkan, mendidik dan mendoakan dengan penuh keikhlasan dan kasih sayangnya, Mas Ovan dan Mbak Nika serta semua keluarga yang telah memberikan dukungan, motivasi, semangat dan doanya.



7. Suamiku tercinta “Dedi Natalia” yang selalu memberikan motivasi, kesabaran, kasih sayang dan doanya sehingga penulis semangat dalam menyelesaikan tesis ini.

8. Teman-teman BPS angkatan 7, Metty, Mbak Arifah, Mbak Reny, Mbak Ratna, Mbak May, Mbak Eta, Mbak Lilis, Maya, Devy, Rini, Untung, Mas Ade, Mas Nora, Mas Cahyo, Hadi, Gama, Choey, Aal, dan Hery, terima kasih atas segala bantuannya, kebersamaan dan kekompakannya selama menjalani pendidikan di ITS, senang bisa bertemu dan mengenal teman-teman semua, semoga dapat berjumpa lagi di lain kesempatan.

9. Teman-teman reguler angkatan 2013, Wahyu, Mike beserta semua pihak yang tidak bisa disebutkan satu per satu terima kasih atas kritik, saran dan masukannya.

Akhir kata, semoga segala kebaikan yang telah diberikan kepada penulis, mendapatkan pahala dari Allah SWT dan penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari kesempurnaan. Untuk itu, kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan demi kesempurnaan tesis ini. Semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi sesama. Aamiin Ya Robbal Alamin.

Surabaya, Februari 2015

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN PENGESAHAN	i
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Tujuan Penelitian	6
1.4 Manfaat Penelitian	7
1.5 Batasan Masalah	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Model <i>Time Series</i>	9
2.2 Model Intervensi	11
2.3 Deteksi <i>Outlier</i>	13
2.3.1 <i>Additive Outlier (AO)</i>	14
2.3.2 <i>Innovational Outlier (IO)</i>	14
2.3.3 <i>Level Shift (LS)</i>	15
2.3.4 <i>Temporary Change (TC)</i>	15
2.4 Multivariat <i>Time Series</i>	16
2.4.1 <i>Vector Autoregressive Integrated Moving Average</i> (VARIMA)	16
2.4.2 <i>Vector Autoregressive Moving Average with Exogenous</i> Variable (VARMAX)	17
2.4.3 <i>Matrix Cross Correlation Function (MCCF)</i>	18
2.4.4 <i>Matrix Partial Cross Correlation Function (MPCCF)</i>	20
2.4.5 Estimasi Parameter Model VARIMA	22
2.4.6 <i>Akaike Information Criterion (AIC)</i>	24
2.4.7 Cek Diagnosa Model	25
2.4.8 Pemilihan Model Terbaik	25
2.5 Model <i>Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR)</i>	25
2.5.1 Penentuan Bobot Lokasi pada Model GSTAR	28
2.5.2 Estimasi Parameter Model GSTAR	31
2.6 Wisatawan Mancanegara	39

2.7	Krisis Moneter 1997.....	41
2.8	Bom Bali I dan II.....	41
2.9	Bencana Tsunami di Aceh dan Gempa Bumi Sumatera Barat.....	42
2.10	Peramalan Wisatawan Mancanegara.....	43
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....		45
3.1	Sumber Data.....	45
3.2	Variabel Penelitian dan Variabel Intervensi.....	45
3.3	Metode Analisis.....	47
3.3.1	Kajian Simulasi.....	47
3.3.2	Kajian Terapan.....	52
3.4	Struktur Data.....	56
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		59
4.1	Pemodelan Data Simulasi Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.....	59
4.1.1	Pemodelan Data Simulasi Musiman.....	61
4.1.2	Pemodelan Data Simulasi Gabungan Musiman dan Nonmusiman.....	100
4.2	Pemodelan Data Jumlah Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera.....	144
4.2.1	Statistika Deskriptif.....	144
4.2.2	Model <i>Time Series</i> Univariat Intervensi Data Wisatawan Mancanegara Wilayah Sumatera.....	148
4.2.3	Model VARIMAX Data Wisatawan Mancanegara Wilayah Sumatera.....	153
4.2.3.1	Identifikasi Model VARIMA.....	153
4.2.3.2	Estimasi Parameter Model VARIMA $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$	154
4.2.3.3	Identifikasi Orde Model VARIMAX.....	156
4.2.3.4	Estimasi Parameter Model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$	157
4.2.3.5	Peramalan dan Pengujian Asumsi Residual <i>White Noise</i> Model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$	159
4.2.4	Pemodelan Data Jumlah Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS... ..	161
4.2.4.1	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot Seragam.....	161
4.2.4.2	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot <i>Invers Jarak</i>	166

4.2.4.3	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang.....	171
4.2.4.4	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial.....	176
4.2.5	Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Empat Lokasi Menggunakan Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.....	183
4.2.6	Uji Asumsi <i>Residual White Noise</i> Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.....	186
4.3	Pemodelan Data Jumlah Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali.....	187
4.3.1	Analisis Deskriptif.....	187
4.3.2	Model <i>Time Series</i> Univariat Intervensi Data Wisatawan Mancanegara Wilayah Jawa-Bali.....	191
4.3.3	Model VARIMAX Data Wisatawan Mancanegara Wilayah Jawa-Bali.....	195
4.3.3.1	Identifikasi Orde Model VARIMA.....	195
4.3.3.2	Estimasi Parameter Model VARIMA $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$	197
4.3.3.3	Identifikasi Orde Model VARIMAX.....	199
4.3.3.4	Estimasi Parameter Model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$	199
4.3.3.5	Peramalan dan Pengujian Asumsi <i>Residual White Noise</i> Model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$	201
4.3.4	Pemodelan Data Jumlah Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS..	203
4.3.4.1	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot Seragam.....	203
4.3.4.2	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot <i>Invers Jarak</i>	209
4.3.4.3	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang.....	215
4.3.4.4	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial..	220

4.3.5 Peramalan Data Wisatawan Mancanegara di Tiga Lokasi dengan Menggunakan Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.....	227
4.3.6 Uji Asumsi <i>Residual White Noise</i> Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.....	230
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	233
5.1 Kesimpulan.....	233
5.2 Saran.....	234
DAFTAR PUSTAKA.....	235
LAMPIRAN.....	241
BIOGRAFI.....	327

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 1.1 Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Indonesia Tahun 2009-2013.....	4
Tabel 2.1 Contoh Nilai MCCF untuk Tiga Lokasi Data <i>Time Series</i> ..	19
Tabel 2.2 Contoh Nilai MPCCF untuk Tiga Lokasi Data <i>Time Series</i>	22
Tabel 2.3 Contoh Jarak dari Tiga Lokasi.....	29
Tabel 3.1 Struktur Data Penelitian Jumlah Wisman Empat Lokasi di Sumatera.....	56
Tabel 3.2 Struktur Data Jumlah Wisman Tiga Lokasi di Jawa-Bali...	57
Tabel 4.1 Nilai AIC Model VARIMA Data Simulasi I.....	65
Tabel 4.2 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman Simulasi 1.....	66
Tabel 4.3 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 1.....	69
Tabel 4.4 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman Simulasi 2.....	71
Tabel 4.5 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 2.....	73
Tabel 4.6 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman Simulasi 3.....	76
Tabel 4.7 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 3.....	77
Tabel 4.8 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman Simulasi 4.....	83
Tabel 4.9 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 4.....	84
Tabel 4.10 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman Simulasi 5.....	89
Tabel 4.11 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 5.....	90
Tabel 4.12 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman Simulasi 6.....	95

Tabel 4.13	Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 6.....	96
Tabel 4.14	Nilai AIC Model VARIMA Simulasi 1.....	104
Tabel 4.15	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-1, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1.....	104
Tabel 4.16	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1.....	105
Tabel 4.17	Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1.....	107
Tabel 4.18	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-1, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2.....	110
Tabel 4.19	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2.....	110
Tabel 4.20	Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2.....	112
Tabel 4.21	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-1, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3.....	115
Tabel 4.22	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3.....	116
Tabel 4.23	Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3.....	117
Tabel 4.24	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-1, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4.....	125
Tabel 4.25	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4.....	125
Tabel 4.26	Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4.....	126
Tabel 4.27	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-1, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5.....	131
Tabel 4.28	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5.....	132

Tabel 4.29	Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5.....	133
Tabel 4.30	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-1, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6.....	138
Tabel 4.31	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada Lag ke-12, Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6.....	138
Tabel 4.32	Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6.....	142
Tabel 4.33	Statistika Deskriptif Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera.....	145
Tabel 4.34	Nilai Korelasi Data Wisatawan Mancanegara Antar Lokasi	146
Tabel 4.35	Rata-rata Wisatawan Mancanegara Empat Lokasi di Sumatera.....	147
Tabel 4.36	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA...	150
Tabel 4.37	Nilai AIC Model VARIMA.....	154
Tabel 4.38	Estimasi Parameter Model VARIMA $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah Dilakukan <i>Restrict</i>	155
Tabel 4.39	Estimasi Parameter Model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah Dilakukan <i>Restrict</i>	157
Tabel 4.40	Nilai RMSE Hasil Peramalan Model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$	160
Tabel 4.41	Nilai AIC <i>Residual</i> Model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$	160
Tabel 4.42	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Seragam.....	162
Tabel 4.43	Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Seragam.....	164
Tabel 4.44	Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Bobot Seragam.....	166
Tabel 4.45	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot <i>Invers</i> Jarak.....	168
Tabel 4.46	Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot <i>Invers</i> Jarak.....	169
Tabel. 4.47	Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Bobot <i>Invers</i> Jarak.....	171
Tabel 4.48	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang.....	172

Tabel 4.49	Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang.....	174
Tabel 4.50	Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang.....	176
Tabel 4.51	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-1.....	177
Tabel 4.52	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-2.....	178
Tabel 4.53	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial.....	179
Tabel 4.54	Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial.....	181
Tabel 4.55	Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial.....	183
Tabel 4.56	Nilai RMSE Data <i>Out-sample</i> Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.....	186
Tabel 4.57	Nilai AIC <i>Residual</i> Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.....	187
Tabel 4.58	Statistika Deskriptif Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali.....	189
Tabel 4.59	Nilai Korelasi Data Wisatawan Mancanegara Antar Lokasi	187
Tabel 4.60	Rata-rata Wisatawan Mancanegara Tiga Lokasi di Jawa-Bali.....	190
Tabel 4.61	Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA....	193
Tabel 4.62	Nilai AIC Model VARIMA.....	197
Tabel 4.63	Estimasi Parameter Model VARIMA $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah Dilakukan <i>Restrict</i>	197
Tabel 4.64	Estimasi Parameter Model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah Dilakukan <i>Restrict</i>	199
Tabel 4.65	Nilai RMSE Hasil Peramalan Model VARIMAX.....	202
Tabel 4.66	Nilai AIC <i>Residual</i> Model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$	202
Tabel 4.67	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Seragam.....	204

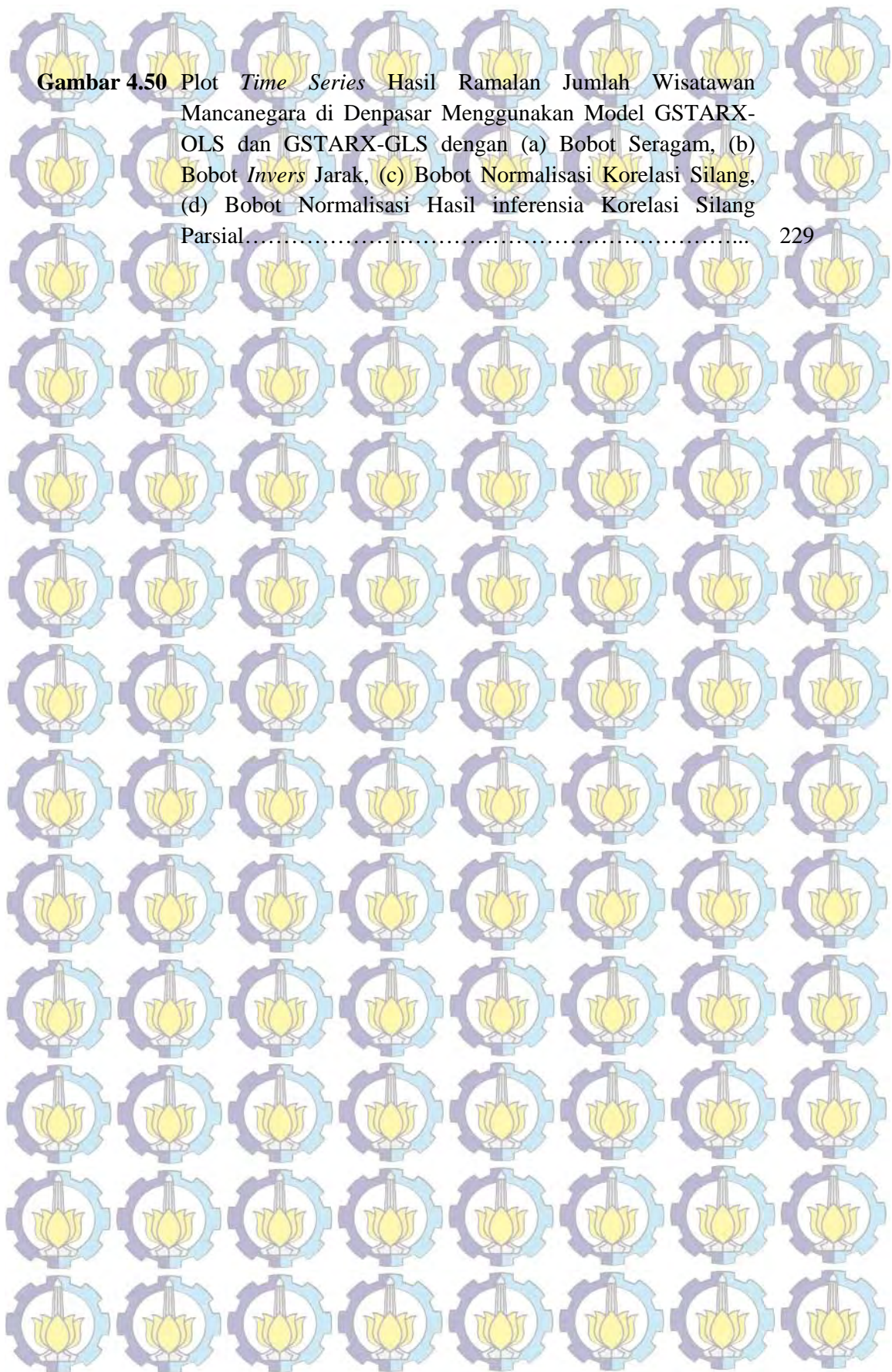
Tabel 4.68	Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Seragam.....	207
Tabel 4.69	Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Bobot Seragam.....	209
Tabel 4.70	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot <i>Invers</i> Jarak.....	211
Tabel 4.71	Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot <i>Invers</i> Jarak.....	213
Tabel 4.72	Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan <i>Invers</i> Jarak.....	214
Tabel 4.73	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang.....	216
Tabel 4.74	Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang.....	218
Tabel 4.75	Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Normalisasi Korelasi Silang..	220
Tabel 4.76	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-1.....	221
Tabel 4.77	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-2.....	221
Tabel 4.78	Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-12.....	222
Tabel 4.79	Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial.....	223
Tabel 4.80	Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial.....	225
Tabel 4.81	Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial.....	226
Tabel 4.82	Nilai RMSE Data <i>Out-sample</i> Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.....	230
Tabel 4.83	Nilai AIC <i>Residual</i> Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.....	231

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Prosedur Box-Jenkins untuk Pembentukan Model ARIMA...	11
Gambar 2.2 Contoh Plot MCCF untuk Tiga Lokasi Data <i>Time Series</i>	20
Gambar 2.3 Contoh Plot MPCCF untuk Tiga Lokasi Data <i>Time Series</i>	22
Gambar 2.4 Contoh Peta Tiga Lokasi.....	28
Gambar 3.1 Peta Lokasi Penelitian di Empat Pintu Masuk Wisatawan Mancanegara Sumatera.....	46
Gambar 3.2 Peta Lokasi Penelitian di Tiga Pintu Masuk Wisatawan Mancanegara Wilayah Jawa-Bali.....	47
Gambar 3.3 Diagram Alir Kajian Simulasi.....	51
Gambar 3.4 Diagram Alir Kajian Terapan.....	55
Gambar 4.1 Diagram Skenario Simulasi.....	60
Gambar 4.2 Diagram Skenario Variabel Intervensi.....	61
Gambar 4.3 Plot <i>Time Series</i> dari Data Tiga Lokasi Simulasi 1.....	63
Gambar 4.4 Plot ACF Tiga Lokasi dan CCF Lokasi 1 dan 2, 1 dan 3, 2 dan 3.....	64
Gambar 4.5 Plot MCCF dari Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 1.....	64
Gambar 4.6 Plot MPCCF dari Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 1.....	65
Gambar 4.7 Plot <i>Residual Cross Correlations</i> Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 1.....	66
Gambar 4.8 Plot MPCCF Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 2.....	71
Gambar 4.9 Plot <i>Residual Cross Correlations</i> Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 2.....	71
Gambar 4.10 Plot MPCCF Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 3.....	75
Gambar 4.11 Plot <i>Residual Cross Correlations</i> Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 3.....	75
Gambar 4.12 PDF Parameter Model GSTARX Simulasi 3 Skenario 1.....	78
Gambar 4.13 Plot MPCCF Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 4.....	82
Gambar 4.14 Plot <i>Residual Cross Correlations</i> Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 4.....	82
Gambar 4.15 Plot MPCCF Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 5.....	88
Gambar 4.16 Plot <i>Residual Cross Correlations</i> Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 5.....	88
Gambar 4.17 Plot MPCCF Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 6.....	94
Gambar 4.18 Plot <i>Residual Cross Correlations</i> Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 6.....	94
Gambar 4.19 PDF Parameter Model GSTARX Simulasi 6 Skenario 2.....	97
Gambar 4.20 Plot <i>Time Series</i> Data Tiga lokasi Simulasi 1.....	102

Gambar 4.21	Plot ACF Tiga Lokasi dan CCF Lokasi 1 dan 2, 1 dan 3, 2 dan 3.....	103
Gambar 4.22	Plot <i>Residual Cross Correlations</i> Data Tiga Lokasi Gabungan Musiman dan Nonmusiman untuk Simulasi 3.....	115
Gambar 4.23	PDF Parameter Nonmusiman Model GSTARX Simulasi 3 Skenario 3.....	119
Gambar 4.24	PDF Parameter Musiman Model GSTARX Simulasi 3 Skenario 3.....	120
Gambar 4.25	PDF Parameter Orde Intervensi Model GSTARX Simulasi 3 Skenario 3.....	121
Gambar 4.26	Plot <i>Time Series</i> Wisatawan Mancanegara yang Datang ke (a) Medan, (b) Padang, (c) Batam, (d) Pekanbaru.....	146
Gambar 4.27	<i>Boxplot</i> Wisatawan Mancanegara yang Datang ke (a) Medan, (b) Padang, (c) Batam, (d) Pekanbaru.....	148
Gambar 4.28	Plot <i>Time Series</i> dan Kejadian Intervensi Data Wisatawan Mancanegara yang Datang ke (a) Medan, (b) Padang, (c) Batam, (d) Pekanbaru.....	149
Gambar 4.29	Plot ACF dan PACF Data Wisatawan Mancanegara Sebelum Intervensi.....	150
Gambar 4.30	Plot <i>Residual</i> untuk Orde Model Intervensi Pertama pada Data Wisatawan Mancanegara di (a) Medan, (b) Padang, (c) Batam, (d) Pekanbaru.....	151
Gambar 4.31	Plot MCCF Data Wisatawan Mancanegara di Empat Lokasi.....	153
Gambar 4.32	Plot MPCCF Data Wisatawan Mancanegara di Empat Lokasi.....	154
Gambar 4.33	Hasil Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Data <i>Out-sample</i> yang ke (a) Medan, (b) Padang, (c) Batam, (d) Pekanbaru.....	159
Gambar 4.34	Peta Jarak Empat Lokasi di Wilayah Sumatera.....	167
Gambar 4.35	Analisis Visual Model GSTARX-GLS Empat Lokasi di Sumatera.....	182
Gambar 4.36	Plot <i>Time Series</i> Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Medan Menggunakan Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) Bobot Seragam, (b) Bobot <i>Invers</i> Jarak, (c) Bobot Normalisasi Korelasi Silang, (d) Bobot Normalisasi Hasil inferensia Korelasi Silang Parsial.....	184

Gambar 4.37	Plot <i>Time Series</i> Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Batam Menggunakan Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) Bobot Seragam, (b) Bobot <i>Invers</i> Jarak, (c) Bobot Normalisasi Korelasi Silang, (d) Bobot Normalisasi Hasil inferensia Korelasi Silang Parsial.....	185
Gambar 4.38	Plot <i>Time Series</i> Wisatawan Mancanegara yang Datang ke (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar.....	189
Gambar 4.39	<i>Boxplot</i> Wisatawan Mancanegara yang Datang ke (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar.....	191
Gambar 4.40	Plot <i>Time Series</i> dan Kejadian Intervensi Data Wisatawan Mancanegara Lokasi (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar	192
Gambar 4.41	Plot ACF dan PACF Data Wisatawan Mancanegara Sebelum Intervensi di (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar	193
Gambar 4.42	Plot <i>Residual</i> untuk Orde Model Intervensi Pertama pada Data Wisatawan Mancanegara di (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar.....	194
Gambar 4.43	Plot MCCF Data Wisatawan Mancanegara di Tiga Lokasi....	196
Gambar 4.44	Plot MPCCF Data Wisatawan Mancanegara di Tiga Lokasi..	196
Gambar 4.45	Hasil Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Data <i>Out-sample</i> yang Datang ke (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar.....	201
Gambar 4.46	Peta Jarak Tiga Lokasi di Wilayah Jawa-Bali.....	210
Gambar 4.47	Analisis Secara Visual Model GSTAX-GLS Pada Tiga Lokasi.....	219
Gambar 4.48	Plot <i>Time Series</i> Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Jakarta Menggunakan Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) Bobot Seragam, (b) Bobot <i>Invers</i> Jarak, (c) Bobot Normalisasi Korelasi Silang, (d) Bobot Normalisasi Hasil inferensia Korelasi Silang Parsial.....	227
Gambar 4.49	Plot <i>Time Series</i> Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Surabaya Menggunakan Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) Bobot Seragam, (b) Bobot <i>Invers</i> Jarak, (c) Bobot Normalisasi Korelasi Silang, (d) Bobot Normalisasi Hasil inferensia Korelasi Silang Parsial.....	228



Gambar 4.50 Plot *Time Series* Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Denpasar Menggunakan Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) Bobot Seragam, (b) Bobot *Invers* Jarak, (c) Bobot Normalisasi Korelasi Silang, (d) Bobot Normalisasi Hasil inferensia Korelasi Silang Parsial.....

229

DAFTAR PUSTAKA

- Akaike, H. (1973). Information theory as an extension of the maximum likelihood principle. Pages 267-281 in B.N. Petrov and F. Csaki, (Eds.). *Second International Symposium on Information Theory*. Akademia Kiado, Budapest.
- Alaba, O.O., Olubusoye, E.O. dan Ojo, S.O. (2010). Efficiency of Seemingly Unrelated Regression Estimator over the Ordinary Least Square. *European Journal of Scientific Research*, Vol. 39, No. 1, hal. 153-160.
- Athanasopoulos, G. dan Hyndman, R.J. (2008). Modelling and Forecasting Australian Domestic Tourism, *Journal Tourism Management*, Vol. 29, hal. 19-31.
- Athanasopoulos, G. dan Silva, A. (2010). Multivariate Exponential Smoothing for Forecasting Tourist Arrivals to Australia and New Zealand. *Working Paper at Department of Econometrics and Business Statistics Monash University*, Australia.
- Badan Pusat Statistik. (2013). *Statistik Kunjungan Wisatawan Mancanegara Tahun 2013*, BPS, Jakarta.
- Borovkova, S.A., Lopuhaa, H.P. dan Ruchjana, B.N. (2002). The Space Time Autoregressive Model. *Workshop on Space Time Models and Its Applications*. Bandung, 2-4 Agustus 2005.
- Borovkova, S.A., Lopuhaa, H.P. dan Ruchjana, B.N. (2008). Consistency and asymptotic normality of least square estimators in generalized STAR models. *Statistica Neerlandica*, Vol.62, No.4, hal. 482-508.
- Bowerman, B.L. dan O'Connel. 1993. *Forecasting and Time Series: An Applied Approach 3rd ed.* Belmont. California: Duxbury Press.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., dan Reinsel, G.C. (1994). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Third Edition, Englewood Cliffs: Prentice Hall.
- Box, G.E.P. dan Tiao, G.C. (1975). Intervention Analysis with Applications to Economic and Environmental Problems. *Journal of the American Statistical Association*, 70, 70-79.

Cressie, N.A.C. (1993). *Statistics For Spatial Data, Revised Edition*, Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics, John Wiley and Sons Inc, New York

Cryer, J.D. dan Chan, K. (2008). *Time Series Analysis With Applications in R Second Edition*. Springer Science+Business Media, New York.

Deng, M. dan Athanasopoulos, G. (2009). Modelling Australian Domestic and International Inbound Travel: a Spatial-Temporal Approach. *Working Paper at Department of Econometrics and Business Statistics Monash University*, VIC 3800, Australia.

Diani, K.A.N, Setiawan dan Suhartono. (2013). Pemodelan VAR-NN dan GSTAR-NN untuk Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Malang, *Jurnal Sains dan Seni Pomits*, Vol. 2, No. 1, (2013) 2337-3520 (2301-928X Print).

Faizah, L.A. dan Setiawan. (2013). Pemodelan Inflasi di Kota Semarang, Yogyakarta, dan Surakarta dengan pendekatan GSTAR. *Jurnal Sains dan Seni Pomits*, Vol. 2, No. 2, (2013) 2337-3520 (2301-928X Print).

Goh, C. dan Law, R. (2002). Modeling and Forecasting Tourism Demand for Arrivals with Stochastic Nonstationary Seasonality and Intervention. *Tourism Management*, Vol. 23, hal. 499-510.

Greene, W.H. (2002). *Econometric Analysis*. Fifth Edition. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey.

Gujarati, D.N. (2004). *Basic Econometrics Fourth Edition*. McGraw-Hill Companies, New York.

Hernandez-Murillo, R. dan Owyang, M.T. (2004). *The information content of regional employment data for forecasting aggregate conditions*, The Federal Reserve bank of St. Louis Working Paper 2004-005B.

Hosking, J.R.M. (1980). The Multivariate Portmanteau Statistic. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 75, No. 371, hal. 602-608.

[http://id.wikipedia.org/wiki/Gempa bumi Sumatera Barat 2009](http://id.wikipedia.org/wiki/Gempa_bumi_Sumatera_Barat_2009) di akses tanggal 25 Mei 2014

[http://id.wikipedia.org/wiki/Bom Bali 2002](http://id.wikipedia.org/wiki/Bom_Bali_2002) diakses tanggal 25 Mei 2014

[http://id.wikipedia.org/wiki/Bom Bali 2005](http://id.wikipedia.org/wiki/Bom_Bali_2005) diakses tanggal 25 Mei 2014

<http://politik.kompasiana.com/2011/04/05/peran-imf-dalam-penanganan-krisis-ekonomi-di-indonesia-19971998-354375.html> diakses tanggal 25 Mei 2014.

Kamarianakis, Y. dan Prastacos, P.P. (2005). Space-time modeling of Traffic Flows. *Computers and Geosciences*, Vol. 31, hal. 119-133.

Lee, M.H., Suhartono dan Sanugi, B. (2010). Multi Input Intervention Model for Evaluating the Impact of the Asian Crisis and Terrorist Attacks on Tourist Arrivals. *Journal of Mathematics*, Vol. 26, No. 1, hal. 83-106.

LeSage, J.P. dan Pace, R.K. (2004a). *Introduction, Advances in Econometrics : Spatial and Spatial Temporal Econometrics. Volume 18*, Oxford : Elsevier Ltd. 1-32.

Lim, C. dan McAleer, M. (2002). Time Series Forecasts of International Travel Demand for Australia. *Journal Tourism Management*, Vol. 23, hal. 389-396.

Liu, L. M. (2006). *Time Series Analysis and Forecasting*. Illinois: Scientific Computing Associates.

Mahdi, E. dan McLeod, A.I. (2012). Improved Multivariate Portmanteau Test. *Journal of Time Series Analysis*, Vol. 33, hal. 211-222.

Nestri, R.D.A dan Sulistijowati, S. (2010). *Model Fungsi Transfer Multi Input Untuk Jumlah Wisatawan Mancanegara Melalui Bandara Adi Soemarmo*, Matematika dalam Riset, Teknologi dan Pendidikan, Universitas Negeri Surakarta, Surakarta.

Nurhayati, N., Pasaribu, U.S., dan Neswan, O. (2012). Application of Generalized Space-Time Autoregressive Model on GDP Data in West European Countries. *Journal of Probability and Statistics*. Hindawi Publishing Corporation, Vol. 2012, hal. 1-16.

Nuvitasari, Eka. (2009). *Analisis Intervensi Multi Input Fungsi Step dan Pulse Untuk Peramalan Kunjungan Wisatawan ke Indonesia*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Peña, D. dan Rodríguez, J. (2002). A Powerful Portmanteau Test of Lack of Fit for Time Series. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 97, No. 458, hal. 601-610.

Pfeifer, P.E. dan Deutsch, S.J. (1980a). A Three Stage Iterative Procedure for Space-Time Modeling. *Technometrics*, Vol. 22, No. 1, hal. 35-47.

Pfeifer, P.E. dan Deutsch, S.J. (1980b). Identification and Interpretation of First Order Space-Time ARMA Models. *Technometrics*, Vol. 22, No. 1, hal. 397-408.

Prastuti, Mike. (2014). *Model GSTAR-SUR Musiman Untuk Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Empat Lokasi Wisata di Indonesia*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Rahmi, I. dan Wulandari, S.P. (2012). Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Masuk Melalui Pintu Kedatangan Bandara Soekarno Hatta dan Bandara Juanda. *Jurusan Statistika*. ITS, Surabaya.

Ruchjana, B.N. (2002). *Suatu Model Generalisasi Space-Time Autoregressive dan Penerapannya pada Produksi Minyak Bumi*. (Disertasi, Institut Teknologi Bandung).

Salamah, M., Suhartono, dan Wulandari, S.P. (2003). *Analisis Time Series*, Buku Ajar. ITS, Surabaya.

Sartoris, A. (2005). A STARMA model for homicides in the city of Sao Paulo, *Proceedings of the Spatial Economics Workshop*, Kiel Institute for World Economics, 8-9 April 2005, Kiel, Germany.

Srivastava, V.K. dan Dwivedi, T.D. (1979). Estimation of Seemingly Unrelated Regression Equations: A Brief Survey, *Journal of Econometrics*, Vol. 10, hal. 15-32.

Srivastava, V.K. (1973). The Efficiency of an Improved Method of Estimating Seemingly Unrelated Regression Equations, *Journal of Econometrics*, Vol.1, hal. 341-350.

Song, H. dan Witt, S.F. (2006). Forecasting International Tourist Flows to Macau, *Journal Tourism Management*, Vol.27, hal. 214-224.

Suhartono. (2007). Teori dan Aplikasi Model Intervensi Fungsi *Pulse*, *Jurnal Ilmiah MatStat*, Vol. 7, No.2, hal. 191-214.

Suhartono dan Atok, R.M. (2006). Perbandingan antara Model GSTAR dan VARIMA untuk peramalan data deret waktu dan lokasi. *Jurusan Statistika*, ITS, Surabaya.

Suhartono dan Subanar. (2006). The Optimal Determination of Space Weight in GSTAR Model by Using Cross-Correlation Inference. *Journal of Quantitative Methods. Journal Devoted the Mathematical and Statistical Application in Various Field*, Vol. 2, No. 2, hal. 45-53.

Terzi, S. (1995). Maximum likelihood estimation of a GSTAR (p;l_p) model. *Statistical Methods and Applications*, Vol. 3, hal. 377-393.

Tsay, R.S. (2005). *Analysis of Financial Time Series: Financial Econometrics*. University of Chicago: John Wiley & Sons, Inc.

Wahyuningrum, S.R. (2014). *Model GSTARX-GLS Untuk Peramalan Data Spatio-Temporal*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

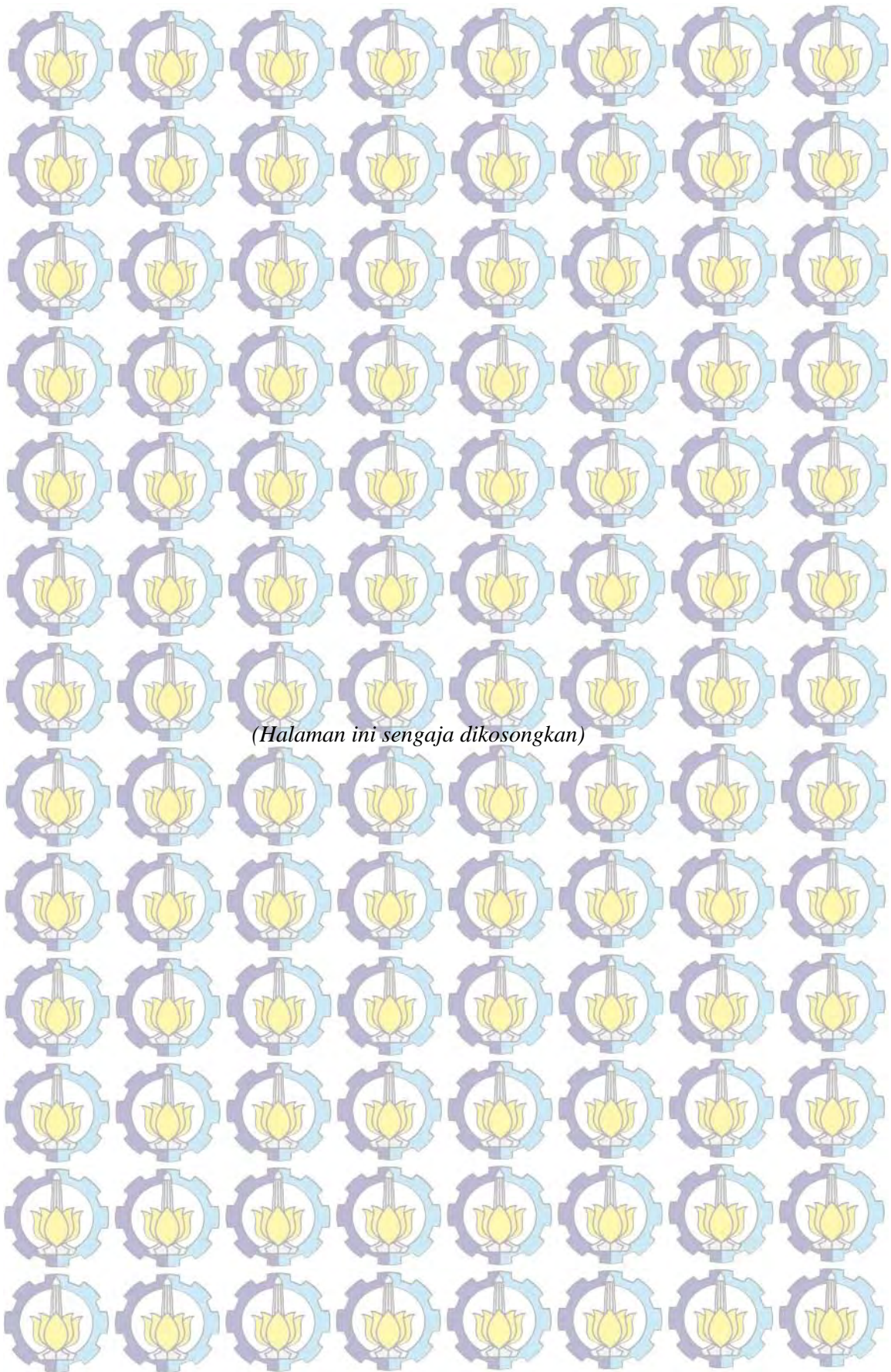
Wei, W.W.S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, Second Edition*. United State of America: Addison-Wesley Publishing Co., USA.

Wong, K.K.F., Song, H. dan Chon, K.S. (2006). Bayesian Models for Tourism Demand Forecasting, *Journal Tourism Management*, Vol. 27, No. 773-780.

Wutsqa, D.U. dan Suhartono. (2010). Seasonal Multivariate Time Series Forecasting on Tourism Data by Using VAR-GSTAR Model. *Jurnal ILMU DASAR*, Vol. 11, No. 1, hal. 101-109.

Wutsqa, D.U., Suhartono dan Sutijo, B. (2010). Generalized Space-Time Autoregressive Modeling. *Proceedings of the 6th IMT-GT Conference on Mathematics, Statistics and its Applications (ICMSA2010)*, Universiti Tuanku Abdul Rahman, Kuala Lumpur, Malaysia, hal. 752-761.

Zellner, A. (1962). An Efficient Method of Estimating Seemingly Unrelated Regressions And Tests For Aggregation Bias, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 57, No.298, hal. 348-368.



BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Blitar Jawa Timur pada tanggal 18 Oktober 1984, merupakan putri kedua dari dua bersaudara, buah cinta dari pasangan Bapak Imam Suwarno dan Ibu Dewi Sari Perwati. Penulis telah menempuh pendidikan formal yaitu di TK Pertiwi (1989-1991), SD Bendogerit IV (1991-1997), SLTP Negeri 1 Blitar (1997-2000), SMU Negeri 1 Blitar (2000-2003). Kemudian penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang sarjana di Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (2003-2007) jurusan Statistik Ekonomi. Setelah menyelesaikan pendidikan DIV di STIS, penulis ditugaskan bekerja di BPS Kabupaten Dharmasraya Provinsi Sumatera Barat sebagai Bendahara dan empat tahun berikutnya penulis dipercaya menjabat sebagai Kasie IPDS di BPS Kabupaten Padang Pariaman. Pada tahun 2013 penulis memperoleh kesempatan untuk mendapatkan beasiswa dari BPS untuk melanjutkan jenjang pendidikan S2 di Jurusan Statistika Fakultas MIPA Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Pembaca yang ingin memberikan kritik, saran dan pertanyaan mengenai penelitian ini, dapat menghubungi penulis melalui email kartikasukmaokta@gmail.com.

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis data runtun waktu merupakan salah satu cabang ilmu statistik yang pada dasarnya untuk menganalisis data yang mempertimbangkan pengaruh waktu. Analisis runtun waktu tidak hanya digunakan dalam kasus yang melibatkan satu variabel (*univariate*) tetapi juga bisa digunakan untuk kasus yang melibatkan banyak variabel (*multivariate*). Pada perkembangannya, dalam kehidupan sehari-hari sering dijumpai data runtun waktu multivariat yang tidak hanya mengandung keterkaitan dengan kejadian pada waktu-waktu sebelumnya, tetapi juga mempunyai keterkaitan dengan lokasi atau tempat yang lain yang disebut dengan data *space-time* (Ruchjana, 2002; Suhartono dan Atok, 2006). Model *space-time* ini berperan penting dalam bidang geologi, ekologi dan berbagai bidang lainnya.

Model *space-time* pertama kali diperkenalkan oleh Pfeifer dan Deutsch pada tahun 1980. Pfeifer dan Deutsch (1980a, 1980b) mengembangkan model *space-time* dari model-model yang telah diturunkan oleh Box-Jenkins. Pfeifer dan Deutsch membangun *space-time modeling* dalam prosedur yang terdiri dari tiga tahap, yaitu identifikasi model *space-time*, estimasi parameter dan diagnosa pengecekan model dalam pembentukan model *Space-Time Autoregressive* (STAR). Model STAR ini sebenarnya merupakan gabungan model *Autoregressive* (AR) orde p dari Box-Jenkins dan model spasial. Cressie (1993) mengembangkan *geostatistics* yang merupakan model *space-time* yang sering digunakan untuk memprediksi masalah yang mempunyai keterkaitan dengan kondisi geografis, misalnya polusi, kriminal dan kependudukan. Kemudian LeSage dan Pace (2004a) mengembangkan *space-time econometrics* yang banyak diaplikasikan untuk permasalahan pertumbuhan ekonomi, pengangguran, tenaga kerja dan berbagai bidang lainnya.

Beberapa penelitian terkait dengan STAR adalah Pfeifer dan Deutsch (1980a) serta Sartoris (2005) yang menerapkan model STAR pada data tingkat kejahatan di daerah Boston dan Sao Paulo, Hernandez-Murillo dan Owyang (2004) yang menerapkan STAR model untuk meramalkan data tenaga kerja daerah pada 8 wilayah BEA yang terdiri dari 5 sampai 11 negara bagian di Amerika Serikat, Kamarianakis dan Prastacos (2005) menerapkan model *space-time* ARIMA (STARIMA) pada data arus lalu lintas di jalan raya pusat kota Athena, Yunani.

Model *space-time* merupakan pengembangan dari model-model yang diturunkan dari Box-Jenkins yang meliputi tahapan identifikasi, estimasi parameter, cek diagnosa dan peramalan untuk menyelesaikan permasalahan data *space-time*. Model univariat yang menerapkan prosedur Box-Jenkins adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang merupakan model peramalan kuantitatif kombinasi dari proses *Autoregressive* dan *Moving Average*. Model ARIMA digunakan untuk memodelkan dan menjelaskan dependensi waktu pada data deret waktu univariat. Dalam prakteknya, pemodelan dan peramalan pada suatu variabel seringkali melibatkan variabel prediktor. Model ARIMA yang melibatkan variabel prediktor secara umum disebut dengan ARIMAX dimana X menunjukkan variabel prediktor yang dapat berskala metrik (interval atau rasio) maupun non-metrik (nominal atau ordinal). Model ARIMAX dengan variabel prediktor berskala metrik dikenal dengan model Fungsi Transfer (Box *et al.*, 1994). Sedangkan model ARIMAX dengan variabel prediktor berskala non-metrik dikenal dengan Model Intervensi (Bowerman dan O'Connell, 1993) dan Model Variasi Kalender (Liu, 2006). Beberapa penelitian tentang model intervensi wisatawan adalah Goh dan Law (2002) meneliti tentang pemodelan dan peramalan permintaan wisatawan mancanegara dengan model *seasonal* non stasioner dan intervensi. Nuvitasari (2009) meneliti analisis intervensi multi input fungsi *step* dan *pulse* untuk peramalan kunjungan wisatawan ke Indonesia. Lee *et al.* (2010) meneliti tentang pemodelan intervensi multi input untuk mengevaluasi dampak krisis Asia dan serangan teroris terhadap kedatangan wisatawan. Sedangkan penelitian tentang model fungsi transfer adalah

Nestri dan Sulistijowati (2010) mengenai pemodelan jumlah wisatawan mancanegara melalui Bandara Adi Soemarmo, Surakarta.

Model STAR mempunyai kelemahan pada fleksibilitas parameter yang menjelaskan dependensi lokasi dan waktu yang berbeda pada suatu deret waktu dan lokasi. Kelemahan ini kemudian diperbaiki oleh Ruchjana (2002) serta Borovkova *et al.* (2002) melalui suatu model yang dikenal sebagai *Generalized Space-Time Autoregressive* atau GSTAR. Perbedaan yang mendasar antara model GSTAR dan STAR terletak pada kondisi parameter modelnya. Model STAR mengasumsikan lokasi-lokasi yang digunakan dalam penelitian adalah sama, sehingga model ini hanya dapat diterapkan pada lokasi yang bersifat seragam. Sedangkan pada model GSTAR terdapat asumsi yang menyatakan lokasi-lokasi penelitian yang tidak hanya bersifat homogen, sehingga perbedaan antar lokasi ini ditunjukkan dalam bentuk matriks pembobot. Borovkova *et al.* (2002) dalam makalahnya menyatakan bahwa masih terbuka peluang untuk melakukan kajian lanjut berkaitan dengan sifat-sifat asimtotis dari taksiran model GSTAR dan evaluasi perbandingan hasil ketepatan ramalannya dibandingkan dengan model-model *time series* multivariat yang telah berkembang.

Beberapa penelitian yang berkaitan dengan GSTAR dapat dilihat pada Suhartono dan Atok (2006) yang membahas perbandingan antara model GSTAR dan VARIMA untuk peramalan data produksi minyak bumi di tiga sumur yang pernah dilakukan oleh Ruchjana (2002). Wutsqa dan Suhartono (2010) meramalkan deret waktu multivariat *seasonal* pada data pariwisata dengan model VAR-GSTAR. Nurhayati *et al.* (2012) mengaplikasikan model GSTAR pada data PDB negara-negara Eropa Barat serta Faizah dan Setiawan (2013) untuk pemodelan dan peramalan inflasi di Kota Semarang, Yogyakarta dan Surakarta dengan pendekatan GSTAR.

Salah satu bidang terapan yang banyak dikaji berkaitan dengan penelitian peramalan adalah peramalan jumlah wisatawan mancanegara. Ada banyak metode penelitian yang telah digunakan untuk hal tersebut antara lain Cho (2002) meramalkan data wisatawan mancanegara di Hongkong dengan perbandingan tiga metode, yaitu exponential smoothing, ARIMA dan Artificial Neural Network.

Lim dan Aleer (2002) meramalkan wisatawan mancanegara dari Hongkong, Malaysia dan Singapura di Australia dengan menggunakan metode ARIMA. Goh dan Law (2002) melakukan pemodelan dan peramalan permintaan wisatawan mancanegara di Hongkong dengan *stochastic nonstationary seasonality* dan intervensi. Wong *et al.* (2006) menerapkan model *Bayesian Vector Autoregressive* (BVAR) untuk peramalan permintaan wisatawan mancanegara di Hongkong. Wutsqa dan Suhartono (2010) melakukan peramalan deret waktu *multivariate seasonal* pada data pariwisata dengan model VAR-GSTAR.

Tabel 1.1 Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara ke Indonesia
Tahun 2009-2013 (dalam wisman)

Pintu Masuk	Tahun									
	2009	%	2010	%	2011	%	2012	%	2013	%
Soekarno-Hatta	1.390.440	21,99	1.823.636	26,04	1.933.022	25,27	2.053.850	25,53	2.240.502	25,45
Juanda	29.715	0,47	168.888	2,41	185.815	2,43	197.776	2,46	225.041	2,56
Ngurah Rai	2.384.819	37,71	2.546.023	36,36	2.788.706	36,45	2.902.125	36,08	3.241.889	36,83
Polonia	148.193	2,34	162.410	2,32	192.650	2,52	205.845	2,59	225.550	2,56
Minangkabau	51.002	0,81	27.482	0,39	30.585	0,40	32.768	0,41	44.135	0,50
Batam	951.384	15,04	1.007.446	14,39	1.161.581	15,18	1.219.608	15,16	1.336.430	15,18
Sultan Syarif Kasim II	18.996	0,30	15.278	0,22	21.982	0,29	21.387	0,27	25.946	0,29
Lainnya	1.349.181	21,33	1.251.781	17,87	1.335.590	17,46	1.411.103	17,54	1.462.636	16,62
Total Indonesia	6.323.730	100	7.002.944	100	7.649.731	100	8.044.462	100	8.802.129	100

Sumber : Badan Pusat Statistik

Berdasarkan data yang dihimpun oleh BPS (Badan Pusat Statistik) jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Indonesia tahun 2013 sebesar 8.802.129 wisatawan. Wisatawan mancanegara yang melalui pintu masuk Soekarno-Hatta sebanyak 2.240.502 wisatawan atau 25,45%, Juanda sebanyak 225.041 wisatawan atau 2,56%, dan Ngurah Rai sebanyak 3.241.889 wisatawan atau 36,83%. Sedangkan wisatawan mancanegara yang melalui pintu masuk Polonia sebanyak 225.550 wisatawan atau 10,47% dari 7 pintu masuk yang ada di Sumatera, Minangkabau sebanyak 44.135 wisatawan atau 2,05% dari 7 pintu

masuk yang ada di Sumatera, Batam sebanyak 1.336.430 wisatawan atau 62,02% dari 7 pintu masuk yang ada di Sumatera dan Sultan Syarif Kasim II sebanyak 25.946 wisatawan atau 1,20% dari 7 pintu masuk yang ada di Sumatera.

Selama ini penelitian yang banyak menerapkan model GSTAR hanya terbatas pada data *space-time* yang stasioner dan non-musiman, hanya beberapa penelitian yang menerapkan model GSTAR untuk data *space-time* yang non stasioner dan musiman, diantaranya Wutsqa dan Suhartono (2010) meramalkan deret waktu multivariat *seasonal* pada data pariwisata dengan model VAR-GSTAR. Prastuti (2014) melakukan penelitian tentang model GSTAR-SUR musiman untuk peramalan jumlah wisatawan mancanegara di empat lokasi wisata di Indonesia.

Sampai saat ini masih belum banyak penelitian yang mengkaji tentang model *space-time* yang melibatkan suatu variabel prediktor baik yang berskala metrik maupun non-metrik. Penelitian yang sudah dilakukan berkaitan dengan model *space-time* dengan melibatkan variabel prediktor, yaitu pemodelan GSTARX-GLS untuk meramalkan data *spatio-temporal* oleh Wahyuningrum (2014) dengan variabel prediktor adalah kenaikan harga BBM.

Pemodelan GSTARX dikembangkan dengan melibatkan variabel prediktor X dimana variabel prediktor ini dapat berupa fungsi intervensi gabungan, yaitu fungsi *step* dan *pulse*. Pada penelitian ini, akan dilakukan kajian lanjut berkaitan dengan pengembangan model GSTARX untuk peramalan data musiman jumlah wisatawan mancanegara dengan fungsi intervensi *step*. Variabel intervensi fungsi *step* yang digunakan adalah krisis moneter yang terjadi sejak Juli 1997. Data jumlah wisatawan mancanegara yang diteliti meliputi wilayah Sumatera dan Jawa-Bali. Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera melalui 4 pintu masuk, yaitu Polonia (Medan), Minangkabau (Padang), Sultan Syarif Kasim II (Pekanbaru) dan Batam. Sedangkan wilayah Jawa-Bali melalui 3 pintu masuk, yaitu Soekarno-Hatta (Jakarta), Juanda (Surabaya) dan Ngurah Rai (Denpasar). Variabel intervensi yang digunakan untuk wilayah Sumatera adalah Bom Bali I pada Oktober 2002, Bencana Tsunami Aceh Desember 2004, Bom Bali II pada Oktober 2005, dan Gempa Bumi Sumatera

Barat September 2009. Pemodelan GSTARX untuk wilayah Jawa-Bali menggunakan variabel intervensi krisis moneter Juli 1997, Bom Bali I Oktober 2002 dan Bom Bali II Oktober 2005.

1.2 Rumusan Masalah

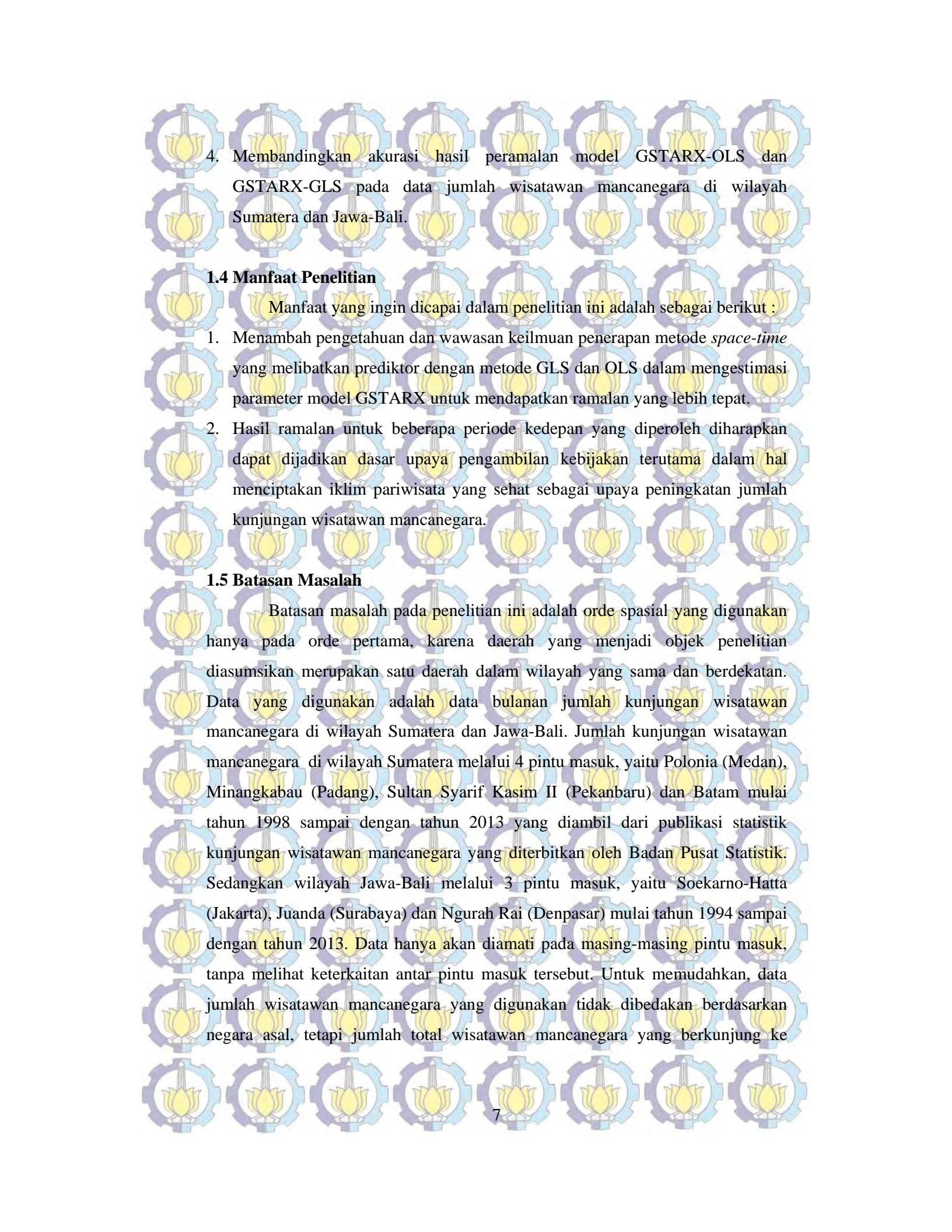
Berdasarkan uraian latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana perbandingan hasil estimasi dan efisiensi parameter model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada kajian simulasi untuk data musiman serta musiman dan nonmusiman?
2. Bagaimana menentukan orde pengaruh variabel prediktor X pada model GSTARX dengan intervensi fungsi *step* pada data jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Jawa-Bali?
3. Bagaimana aplikasi model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dalam peramalan jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali?
4. Bagaimana perbandingan akurasi hasil peramalan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada data jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan di atas, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah :

1. Membandingkan hasil estimasi dan efisiensi parameter model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada kajian simulasi untuk data musiman serta gabungan musiman dan nonmusiman.
2. Menentukan orde pengaruh variabel prediktor X pada model GSTARX dengan intervensi fungsi *step* pada data jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Jawa-Bali.
3. Mendapatkan model jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.

- 
4. Membandingkan akurasi hasil peramalan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada data jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali.

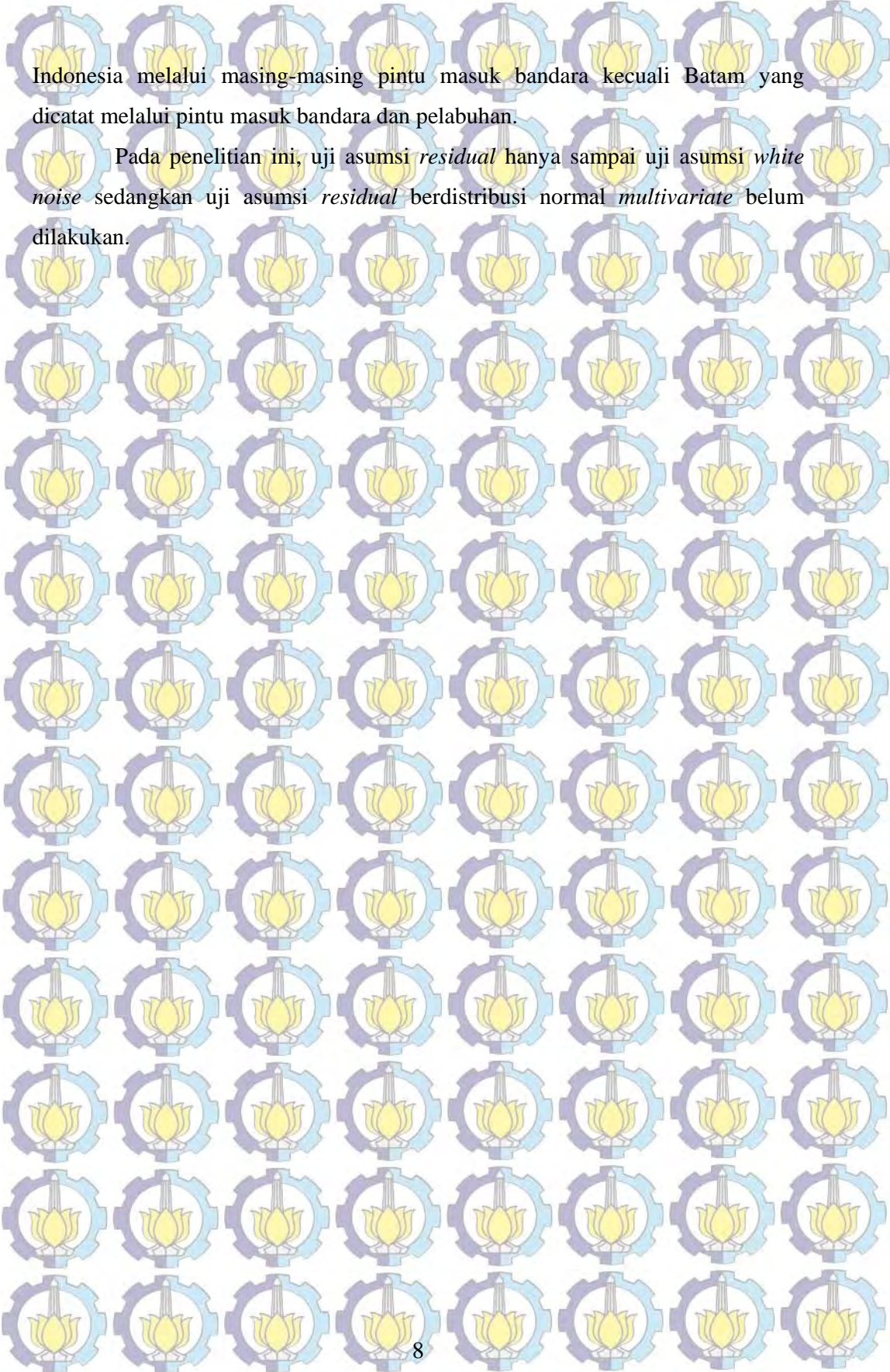
1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menambah pengetahuan dan wawasan keilmuan penerapan metode *space-time* yang melibatkan prediktor dengan metode GLS dan OLS dalam mengestimasi parameter model GSTARX untuk mendapatkan ramalan yang lebih tepat.
2. Hasil ramalan untuk beberapa periode kedepan yang diperoleh diharapkan dapat dijadikan dasar upaya pengambilan kebijakan terutama dalam hal menciptakan iklim pariwisata yang sehat sebagai upaya peningkatan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah orde spasial yang digunakan hanya pada orde pertama, karena daerah yang menjadi objek penelitian diasumsikan merupakan satu daerah dalam wilayah yang sama dan berdekatan. Data yang digunakan adalah data bulanan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali. Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera melalui 4 pintu masuk, yaitu Polonia (Medan), Minangkabau (Padang), Sultan Syarif Kasim II (Pekanbaru) dan Batam mulai tahun 1998 sampai dengan tahun 2013 yang diambil dari publikasi statistik kunjungan wisatawan mancanegara yang diterbitkan oleh Badan Pusat Statistik. Sedangkan wilayah Jawa-Bali melalui 3 pintu masuk, yaitu Soekarno-Hatta (Jakarta), Juanda (Surabaya) dan Ngurah Rai (Denpasar) mulai tahun 1994 sampai dengan tahun 2013. Data hanya akan diamati pada masing-masing pintu masuk, tanpa melihat keterkaitan antar pintu masuk tersebut. Untuk memudahkan, data jumlah wisatawan mancanegara yang digunakan tidak dibedakan berdasarkan negara asal, tetapi jumlah total wisatawan mancanegara yang berkunjung ke



Indonesia melalui masing-masing pintu masuk bandara kecuali Batam yang dicatat melalui pintu masuk bandara dan pelabuhan.

Pada penelitian ini, uji asumsi *residual* hanya sampai uji asumsi *white noise* sedangkan uji asumsi *residual* berdistribusi normal *multivariate* belum dilakukan.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bagian ini akan dijelaskan teori-teori yang berkaitan dengan analisis yang digunakan dalam penelitian ini, yang meliputi konsep dasar *time series*, model ARIMA, model intervensi, model GSTAR, metode *Ordinary Least Square* (OLS) dan metode *Generalized Least Square* (GLS) dan penjelasan mengenai wisatawan mancanegara yang datang ke Indonesia khususnya wilayah Sumatera dan Jawa-Bali beserta beberapa intervensi yang digunakan dalam penelitian ini.

2.1 Model Time Series

Model *time series* merupakan suatu model yang mempelajari pola gerakan nilai-nilai variabel pada satu interval waktu yang teratur. Dari model *time series* ini akan diperoleh ukuran-ukuran yang dapat digunakan untuk membuat keputusan pada saat ini, untuk peramalan dan perencanaan masa depan. Model *time series* ini banyak digunakan untuk analisis data-data ekonomi dan bisnis baik model *univariate* maupun *multivariate*. Model univariat yang sering digunakan adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Model ARIMA merupakan gabungan dari model *Autoregressive* (AR) dan model *Moving Average* (MA). Model ARIMA (p, d, q) secara umum dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)a_t \quad (2.1)$$

dengan,

$$\theta_0 = \text{konstanta}$$

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1(B) - \dots - \theta_q B^q.$$

Apabila data yang digunakan mengandung pola musiman, maka model ARIMA yang digunakan adalah model ARIMA musiman yang dinotasikan sebagai ARIMA (P, D, Q)^S. Secara umum model ARIMA (p, d, q) (P, D, Q)^S

adalah model ARIMA multiplikatif musiman *Box-Jenkins* dan dapat ditulis sebagai berikut :

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t \quad (2.2)$$

dengan :

$\phi_p(B)$ = koefisien komponen AR tanpa periode musiman dengan orde p

$\Phi_P(B^S)$ = koefisien komponen AR periode musiman S dengan orde P

$\theta_q(B)$ = koefisien komponen MA tanpa periode musiman dengan orde q

$\Theta_Q(B^S)$ = koefisien komponen MA periode musiman S dengan orde Q

$(1-B)^d$ = *differencing* tanpa musiman dengan orde d

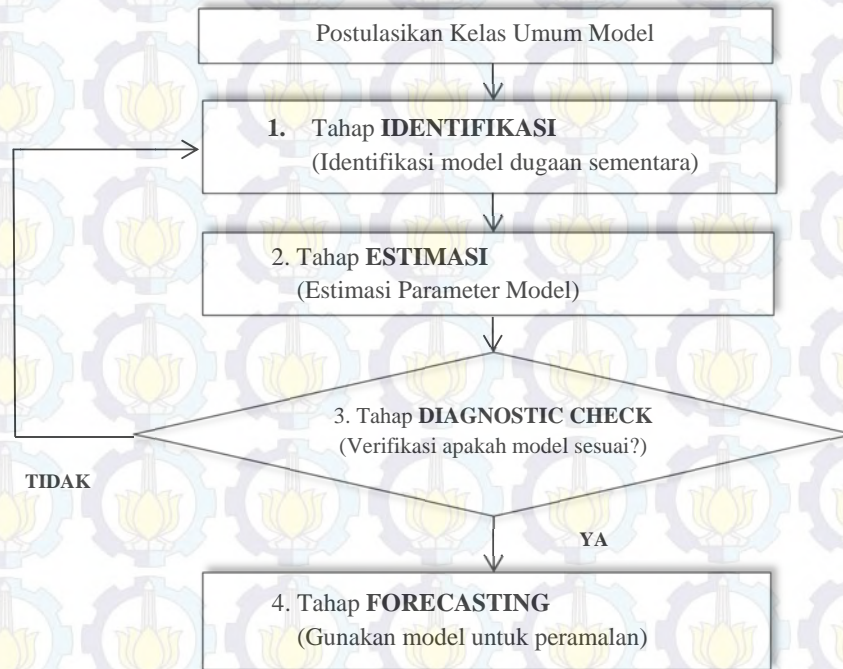
$(1-B^S)^D$ = *differencing* musiman S dengan orde D

$\theta_0 = \mu(1 - \phi_1 - \dots - \phi_p)$

μ = rata-rata dari data stasioner (dengan atau tanpa *differencing*)

a_t = *residual white noise* dengan *mean* 0 dan varians σ_a^2 atau $a_t \sim \text{WN}(0, \sigma_a^2)$

Data yang akan dianalisis dengan model ARIMA disyaratkan bersifat stasioner baik stasioner dalam *mean* maupun varians. Stasioner dalam mean berarti memiliki rata-rata yang tetap (tidak dipengaruhi jalannya waktu) dan variansnya tetap (homoskedastisitas) dan tidak terdapat autokorelasi. Apabila data belum stasioner dalam mean maka diatasi dengan proses *differencing*. Sedangkan ketidakstasioneran dalam varians dapat diatasi dengan transformasi Box-Cox. Peramalan ARIMA dengan prosedur Box-Jenkins dimulai dari tahap identifikasi model, estimasi parameter, cek diagnosa dan peramalan. Seperti ditunjukkan pada Gambar 2.1 :



Gambar 2.1 Prosedur Box-Jenkins untuk Pembentukan Model ARIMA

2.2 Model Intervensi

Model intervensi adalah suatu model statistik dalam kelompok analisis runtun waktu yang banyak digunakan untuk menjelaskan efek dari suatu kejadian baik internal maupun eksternal yang diperkirakan mempengaruhi variabel yang diramalkan pada suatu data runtun waktu. Faktor internal yang dimaksud adalah kebijakan pemerintah atau perusahaan sedangkan faktor eksternal merupakan bencana alam maupun perbuatan manusia. Salah satu contoh faktor internal yang merupakan kebijakan pemerintah adalah adanya kenaikan harga BBM, sedangkan bencana tsunami Aceh dan Bom Bali tahun 2002 merupakan intervensi yang disebabkan faktor eksternal. Keunggulan model intervensi ini dapat menggambarkan seberapa lama dampak suatu intervensi pada data runtun waktu. Model intervensi merupakan gabungan antara model ARIMA dan fungsi dari suatu variabel prediktor, sehingga sering disebut juga dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average with Exogeneous Variable*

(ARIMAX). Secara umum model intervensi dapat dituliskan sebagai berikut (Cryer dan Chan, 2008) :

$$Z_t = f(I_t) + n_t \quad (2.3)$$

dengan Z_t adalah variabel respon pada saat t , $f(I_t)$ merupakan fungsi yang menjelaskan besarnya dan lamanya pengaruh intervensi terhadap data runtun waktu (respon), I_t adalah variabel intervensi dan n_t adalah model ARIMA *preintervention* (data sebelum terjadinya intervensi) yang merupakan komponen *error*. Bentuk umum di atas jika dijabarkan akan menjadi :

$$Z_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^b I_t + n_t \quad (2.4)$$

dengan

$$\omega_s(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \dots - \omega_s B^s,$$

$$\delta_r(B) = 1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \dots - \delta_r B^r$$

$$n_t = \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t$$

dimana :

b = menyatakan suatu delay waktu mulai berpengaruhnya intervensi X pada Y

s = menunjukkan waktu yang dibutuhkan agar efek intervensi menjadi stabil

r = menunjukkan pola dari *plot residual* setelah terjadinya intervensi

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)$$

$$\Phi_P(B^S) = (1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS})$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)$$

$$\Theta_Q(B^S) = (1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS})$$

B = menyatakan operator mundur, yaitu $B^k Z_t = Z_{t-k}$.

Menurut Wei (2006), secara umum terdapat dua tipe variabel intervensi, yaitu fungsi *step* (*step function*) dan fungsi *pulse* (*pulse function*). *Step function* merupakan kejadian intervensi yang terjadi sejak waktu T dan seterusnya dalam waktu yang panjang, misalnya krisis moneter yang dialami Indonesia pada tahun

1997. Secara matematis, bentuk intervensi *step function* dapat dinotasikan sebagai berikut :

$$S_t^{(T)} = \begin{cases} 0, & t < T \\ 1, & t \geq T \end{cases} \quad (2.5)$$

dimana T adalah waktu mulai terjadinya intervensi.

Sedangkan *pulse function* merupakan kejadian intervensi yang hanya terjadi pada waktu T saja dan tidak berlanjut pada waktu selanjutnya, misalnya Bom Bali Bulan Oktober 2002 dan 2005, bencana tsunami Aceh Bulan Desember 2006 dan kenaikan harga BBM Bulan Oktober 2005, Mei 2008 dan Juli 2013. Secara matematis, bentuk intervensi *pulse function* dapat dinotasikan sebagai berikut :

$$P_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases} \quad (2.6)$$

Selanjutnya, jika lebih dari satu jenis intervensi terjadi pada suatu data runtun waktu, maka model intervensi yang sesuai untuk digunakan adalah model intervensi multiplikatif input dengan bentuk umum sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$Z_t = \theta_0 + \sum_{j=1}^k \frac{\omega_j(B)B^{bj}}{\delta_j(B)} I_{jt} + n_t \quad (2.7)$$

dimana $j = 1, 2, \dots, k$ adalah banyaknya variabel intervensi, θ_0 adalah konstanta dan b_j adalah menyatakan suatu delay waktu mulai berpengaruhnya intervensi X pada Y yang ke- j . Variabel intervensi ini dapat berupa *step function* maupun *pulse function*.

2.3 Deteksi Outlier

Suatu data runtun waktu seringkali mengandung pengamatan yang dipengaruhi oleh kejadian-kejadian luar biasa yang tidak terduga dan tanpa disadari seperti pemogokan, wabah perang, krisis politik atau ekonomi yang berkejolak yang mengakibatkan pengamatan tersebut tidak konsisten pada *series*-nya. Pengamatan seperti ini disebut *outlier* (Wei, 2006). Jika waktu dan penyebab dari gangguan ini diketahui, maka efek dari gangguan ini dapat dianalisis dengan menggunakan analisis intervensi. Tetapi kenyataannya tidak diketahui waktu

kejadiannya. *Outlier* dapat menyebabkan hasil analisis data menjadi tidak *reliable* dan tidak valid, sehingga deteksi *outlier* perlu dilakukan untuk menghilangkan efek *outlier* tersebut.

Deteksi *outlier* pertama kali diperkenalkan oleh Fox (1972) dalam Wei (2006). *Outlier* terdiri dari beberapa tipe, yaitu *additive outlier* (AO), *innovational outlier* (IO), *level shift* (LS) dan *temporary change* (TC). Cara mengatasi *outlier* dengan memasukkan *outlier* dalam model sampai mendapatkan model yang memenuhi asumsi *white noise* dan kenormalan.

2.3.1 Additive Outlier (AO)

Additive outlier (AO) merupakan kejadian yang mempengaruhi suatu deret runtun waktu pada satu waktu saja. Wei (2006) mendefinisikan model *additive outlier* sebagai berikut :

$$Z_t = \begin{cases} X_t, & t \neq T \\ X_t + \omega, & t = T \end{cases} \quad (2.8)$$

$$= X_t + \omega I_t^{(T)} \quad (2.9)$$

$$= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega I_t^{(T)} \quad (2.10)$$

dengan

$$I_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases} \quad (2.11)$$

X_t adalah model ARIMA sebelum deteksi *outlier*

$I_t^{(T)}$ adalah variabel *outlier* pada waktu ke- T .

2.3.2 Innovational Outlier (IO)

Efek dari *innovational outlier* pada suatu deret waktu adalah lebih rumit jika dibandingkan ketiga tipe *outlier* lainnya. Wei (2006) mendefinisikan model IO sebagai berikut :

$$Z_t = X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \omega I_t^{(T)} \quad (2.12)$$

$$= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + \omega I_t^{(T)}) \quad (2.13)$$

Efek AO hanya terjadi pada T observasi saja, sedangkan pada IO mempengaruhi seluruh observasi Z_t, Z_{t+1}, \dots melewati waktu T sepanjang memori dari sistem yang diberikan oleh $\frac{\theta(B)}{\phi(B)}$.

Secara umum dalam data runtun waktu dapat mengandung beberapa *outlier* dengan tipe yang berbeda-beda, sehingga dapat dituliskan model *outliernya* secara umum sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$Z_t = \sum_{j=1}^k \omega_j v_j(B) I_t^{(T_j)} + X_t \quad (2.14)$$

dengan

$$X_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t$$

$$v_j(B) = \begin{cases} 1, & \text{untuk AO} \\ \frac{\theta(B)}{\phi(B)}, & \text{untuk IO} \end{cases}$$

$I_t^{(T)}$ adalah variabel *outlier* pada waktu ke-T seperti pada persamaan (2.11).

2.3.3 Level Shift (LS)

Level Shift adalah kejadian yang mempengaruhi deret pada satu waktu tertentu dan efek yang diberikan memberikan suatu perubahan yang tiba-tiba dan permanen. Model LS dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_L I_t^{(T)}. \quad (2.15)$$

2.3.4 Temporary Change (TC)

Temporary Change adalah suatu kejadian dimana outlier menghasilkan efek awal pada waktu ke t sebesar ω_c dan kemudian efek tersebut berkurang secara perlahan sesuai dengan besarnya δ . Model TC dinyatakan sebagai berikut :

$$Z_t = X_t + \frac{1}{(1-\delta B)} \omega_c I_t^{(T)} \quad (2.16)$$

Pada saat $\delta = 0$ maka TC akan menjadi kasus AO sedangkan pada saat $\delta = 1$ maka TC akan menjadi kasus LS.

2.4 Multivariat Time Series

Analisis *time series* yang sering digunakan adalah *univariate time series* dimana melibatkan satu variabel saja. Tetapi dalam kehidupan sehari-hari, banyak ditemukan variabel bisnis dan ekonomi yang saling berkaitan satu sama lain, misalnya variabel inflasi yang dipengaruhi oleh jumlah uang beredar. Analisis *time series* yang melibatkan banyak variabel disebut *multivariate time series*. Proses dalam *multivariate time series* sama dengan *univariate time series*, diantaranya memperhatikan stasioneritas data yang dilihat melalui plot *Matrix Cross Correlation Function* (MCCF) dan *Matrix Partial Cross Correlation Function* (MPCCF) serta plot *Box-Cox*.

2.4.1 Vector Autoregressive Integrated Moving Average (VARIMA)

Model VARIMA adalah suatu pendekatan peramalan kuantitatif yang biasa digunakan pada *multivariate time series*. Model ini menjelaskan keterkaitan antar pengamatan pada variabel tertentu pada suatu waktu dengan pengamatan pada variabel itu sendiri pada waktu-waktu sebelumnya, dan juga keterkaitannya dengan pengamatan pada variabel lain pada waktu-waktu sebelumnya (Box, Jenkins dan Reinsel, 1994). Pembentukan model VARIMA dilakukan melalui tahapan identifikasi (menggunakan plot *time series*, MCCF, MPCCF), estimasi parameter, penentuan orde model menggunakan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC), dan cek diagnosa melalui pengecekan apakah *residual* dari model telah memenuhi syarat *white noise* dan kenormalan (Suhartono dan Atok, 2006).

Jika diberikan $Z_i(t)$ dengan $t \in T$, $T = \{1, 2, \dots, T\}$ dan $i = \{1, 2, \dots, N\}$ merupakan indeks parameter waktu dan variabel (misalkan berupa lokasi yang berbeda atau jenis produk yang berbeda) yang terhitung dan terbatas, maka model VARMA secara umum dapat dinyatakan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\Phi_p(B)Z(t) = \Theta_q(B)a(t) \quad (2.17)$$

dengan $\mathbf{Z}(t)$ adalah vektor deret waktu *multivariate* yang terkoreksi nilai rata-ratanya, $\Phi_p(B)$ dan $\Theta_q(B)$ berturut-turut adalah suatu matriks *autoregressive* dan *moving average* polynomial orde p dan q.

Wei (2006) menyatakan model VARMA untuk data yang tidak stasioner dalam bentuk sebagai berikut :

$$\Phi_p(B)D(B)\mathbf{Z}(t) = \Theta_q(B)\mathbf{a}(t) \quad (2.18)$$

dengan operator *differencing*

$$D(B) = \text{diag}((1 - B)^{d_1}, (1 - B)^{d_2}, \dots, (1 - B)^{d_m}) \quad (2.19)$$

Dalam perkembangannya, model *state-space* merupakan salah satu model yang dapat digunakan untuk merepresentasikan model VARIMA (Box, Jenkins dan Reinsel, 1994). Sebagai contoh, dalam studi tentang penjualan, variabel-variabel yang mungkin terlibat adalah volume penjualan, harga dan biaya iklan. Contoh lain adalah penjualan suatu produk pada beberapa daerah pemasaran yang saling berdekatan dan berkaitan.

2.4.2 Vector Autoregressive Moving Average with Exogenous Variable (VARMAX)

Model VARMAX merupakan pengembangan dari model VARMA yang digunakan untuk peramalan beberapa variabel secara simultan dengan melibatkan suatu variabel prediktor. Model VARMAX ini banyak digunakan untuk variabel ekonomi atau keuangan dimana tidak hanya memiliki korelasi satu sama lain, tetapi juga berkorelasi dengan masing-masing nilai di masa lalu. Model VARMAX memungkinkan untuk membentuk model hubungan dinamis antara variabel dependen tetapi juga antara variabel dependen dengan independen. Model VARMAX (p, q, s) dapat ditulis dengan persamaan berikut :

$$\mathbf{Z}(t) = \sum_{i=1}^p \Phi_i \mathbf{Z}(t - i) + \sum_{i=0}^s \Theta_i^* \mathbf{X}(t - i) + \mathbf{a}(t) - \sum_{i=1}^q \Theta_q \mathbf{a}(t - i) \quad (2.20)$$

dengan variabel $\mathbf{Z}(t) = (Z_{1t}, \dots, Z_{kt})'$ merupakan variabel endogen, dan variabel $\mathbf{X}(t) = (X_{1t}, \dots, X_{rt})'$ merupakan variabel eksogen. Model VARMAX (p, q, s) juga dapat ditulis dengan persamaan sebagai berikut :

$$\Phi(B)Z(t) = \Theta^*(B)X(t) + \Theta(B)a(t) \quad (2.21)$$

dimana :

$$\Phi(B) = I_k - \Phi_1 B - \dots - \Phi_p B^p$$

$$\Theta^*(B) = \Theta_0^* + \Theta_1^* B + \dots + \Theta_s^* B^s$$

$$\Theta(B) = I_k - \Theta_1 B - \dots - \Theta_q B^q$$

2.4.3 Matrix Cross Correlation Function (MCCF)

Jika terdapat sebuah vektor *time series* dengan observasi sebanyak n , yaitu Z_1, Z_2, \dots, Z_n maka persamaan MCCF adalah sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\hat{\rho}(k) = [\hat{\rho}_{ij}(k)] \quad (2.22)$$

dimana $\hat{\rho}_{ij}(k)$ adalah korelasi silang sampel untuk komponen *series* ke- i dan ke- j yang dinyatakan dalam persamaan berikut ini :

$$\hat{\rho}_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)(Z_{j,t+k} - \bar{Z}_j)}{\sqrt{(\sum_{t=1}^{n-k} (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)^2 \sum_{t=1}^{n-k} (Z_{j,t} - \bar{Z}_j)^2)}} \quad (2.23)$$

\bar{Z}_i dan \bar{Z}_j merupakan rata-rata sampel dari komponen *series* yang bersesuaian. Bartlett (1966) dalam Wei (2006) telah menurunkan varians dan kovarians dari besaran korelasi silang yang diperoleh dari sampel. Berdasarkan hipotesis bahwa dua data *time series* Z_i dan Z_j tidak berkorelasi, Bartlett menunjukkan bahwa :

$$\text{Varians } [\hat{\rho}_{ij}(k)] \cong \frac{1}{n-k} [1 + 2 \sum_{s=1}^{\infty} \rho_{ii}(s) \rho_{jj}(s)], |k| > q \quad (2.24)$$

sehingga ketika Z_i dan Z_j merupakan deret yang *white noise* maka akan diperoleh persamaan :

$$\text{Cov} [\hat{\rho}_{ij}(k), \hat{\rho}_{ij}(k + s)] \cong \frac{1}{n-k} \quad (2.25)$$

$$\text{Var}[\hat{\rho}_{ij}(k)] \cong \frac{1}{n-k} \quad (2.26)$$

untuk ukuran sampel yang besar, $(n - k)$ pada persamaan (2.25) dan (2.26) seringkali digantikan dengan n .

Matrix Cross Correlation Function (MCCF) di atas digunakan untuk menentukan orde model *Moving Average* (MA). Dalam hal ini, bentuk matriks akan semakin kompleks seiring dengan bertambahnya dimensi vektor. Sehingga

Box dan Tiao (1981) dalam Wei (2006) memperkenalkan metode yang lebih mudah dalam menjelaskan hasil korelasi sampel dengan menggunakan simbol (+), (-) dan (.) pada baris ke-*i* dan kolom ke-*j* pada matriks sampel korelasi. Simbol (+) menunjukkan bahwa nilai sampel korelasi lebih besar dari 2 kali nilai estimasi *standar error* dan menunjukkan adanya hubungan korelasi positif, simbol (-) menunjukkan bahwa nilai sampel korelasi kurang dari -2 kali nilai estimasi *standar error* dan menunjukkan adanya hubungan negatif, sedangkan simbol (.) menunjukkan bahwa nilai sampel korelasi berada diantara -2 sampai 2 dari nilai estimasi *standar error* yang artinya tidak terdapat hubungan korelasi.

Berikut ini disajikan contoh nilai MCCF dari tiga lokasi dengan jumlah observasi masing-masing lokasi sebanyak 300 :

Tabel 2.1 Contoh Nilai MCCF untuk Tiga Lokasi Data *Time Series*

<i>Lag</i>	0			1			2		
Variabel	Z_1	Z_2	Z_3	Z_1	Z_2	Z_3	Z_1	Z_2	Z_3
Z_1	1,00	-0,01	-0,088	-0,079	0,031	-0,038	0,068	-0,024	-0,003
Z_2	-0,01	1,00	0,059	0,028	0,064	-0,028	-0,018	0,014	0,027
Z_3	-0,088	0,059	1,00	-0,025	0,024	0,012	-0,007	-0,054	0,049

Nilai-nilai MCCF di atas selanjutnya dinotasikan ke dalam bentuk simbol dengan batas ± 2 kali estimasi *standar error* didapat dari perhitungan seperti pada persamaan dibawah ini :

$$\begin{aligned}
 \pm 2 \times SE(\rho_{ij}(1)) &= \pm 2 \times \sqrt{\frac{1}{300-1}} \\
 &= \pm 2 \times \frac{1}{17,29} \\
 &= \pm 2 \times 0,0578 \\
 &= \pm 0,1156
 \end{aligned}
 \tag{2.28}$$

Nilai-nilai MCCF pada Tabel 2.1 dapat ditampilkan dalam bentuk symbol dalam Gambar 2.2 berikut ini :

Variable/ Lag	0	1	2
Z1	+.
Z2	. +
Z3	. . +

Gambar 2.2 Contoh Plot MCCF untuk Tiga Lokasi Data *Time Series*

2.4.4 Matrix Partial Cross Correlation Function (MPCCF)

Persamaan autokorelasi parsial (PACF) digunakan untuk menentukan orde dalam model *Autoregressive* (AR) pada *univariate time series*. Sedangkan Box dan Tiao (1981) dalam Wei (2006) mendefinisikan matriks autoregresi parsial pada *lag s* sebagai koefisien matriks terakhir ketika data diterapkan ke dalam proses *vector autoregressive* dari orde *s*. Notasi $\Phi_{s,s}$ dalam regresi linier multivariat dituliskan sebagai berikut :

$$\mathbf{Z}_{t+s} = \Phi_{s,1}\mathbf{Z}_{t+s-1} + \Phi_{s,2}\mathbf{Z}_{t+s-2} + \dots + \Phi_{s,s}\mathbf{Z}_t + \mathbf{e}_{s,t+s} \quad (2.29)$$

dimana $\mathbf{e}_{s,t+s}$ adalah komponen *error*.

Heyse dan Wei (1985a, b) memperluas definisi dari parsial autokorelasi univariat menjadi vektor *time series* dan memperoleh matriks korelasi antara \mathbf{Z}_t dan \mathbf{Z}_{t+s} . Matriks korelasi yang didefinisikan sebagai korelasi antar vektor *residual* memiliki persamaan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_{s-1,t+s} &= \mathbf{Z}_{t+s} - \alpha_{s-1,1}\mathbf{Z}_{t+s-1} - \dots - \alpha_{s-1,s-1}\mathbf{Z}_{t+1} \\ &= \begin{cases} \mathbf{Z}_{t+s} - \sum_{k=1}^{s-1} \alpha_{s-1,k}\mathbf{Z}_{t+s-k}, & s \geq 2 \\ \mathbf{Z}_{t+1}, & s = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.30)$$

dan

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_{s-1,t} &= \mathbf{Z}_t - \beta_{s-1,1}\mathbf{Z}_{t+1} - \dots - \beta_{s-1,s-1}\mathbf{Z}_{t+s-1} \\ &= \begin{cases} \mathbf{Z}_t - \sum_{k=1}^{s-1} \beta_{s-1,k}\mathbf{Z}_{t+k}, & s \geq 2 \\ \mathbf{Z}_t, & s = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.31)$$

Matriks koefisien regresi linier multivariat $\alpha_{s-1,k}$ dan $\beta_{s-1,k}$ diminimalisasi menjadi $E[|\mathbf{u}_{s-1,t+s}|^2]$ dan $E[|\mathbf{v}_{s-1,t}|^2]$. Persamaan (2.30) merupakan *residual* dari regresi \mathbf{Z}_{t+s} dan persamaan (2.31) merupakan *residual* dari regresi \mathbf{Z}_t .

Minimum dari persamaan di atas untuk generalisasi multivariat didapat persamaan:

$$\mathbf{A}(s)\boldsymbol{\alpha}'(s) = \mathbf{c}(s) \quad (2.32)$$

$$\mathbf{A}(s)\boldsymbol{\beta}'(s) = \mathbf{b}(s)$$

yang disebut sebagai persamaan normal mutivariat dari regresi \mathbf{Z}_{t+s} dan \mathbf{Z}_t .

$$\begin{bmatrix} \Gamma(0) & \Gamma'(1) & \dots & \Gamma'(s-2) \\ \Gamma(1) & \Gamma(0) & \dots & \Gamma'(s-3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma(s-2) & \Gamma(s-3) & \dots & \Gamma(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}'_{s-1,1} \\ \boldsymbol{\alpha}'_{s-1,2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\alpha}'_{s-1,s-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Gamma(1) \\ \Gamma(2) \\ \vdots \\ \Gamma(s-1) \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

untuk $s \geq 2$ diperoleh nilai $\mathbf{A}(s)$, $\mathbf{b}(s)$ dan $\mathbf{c}(s)$ sebagai berikut :

$$\mathbf{A}(s) = \begin{bmatrix} \Gamma(0) & \Gamma'(1) & \dots & \Gamma'(s-2) \\ \Gamma(1) & \Gamma(0) & \dots & \Gamma'(s-3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma(s-2) & \Gamma(s-3) & \dots & \Gamma(0) \end{bmatrix}, \mathbf{b}(s) = \begin{bmatrix} \Gamma'(s-1) \\ \Gamma'(s-2) \\ \vdots \\ \Gamma'(1) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{c}(s) = \begin{bmatrix} \Gamma(1) \\ \Gamma(2) \\ \vdots \\ \Gamma(s-1) \end{bmatrix}$$

sehingga didapatkan nilai $\boldsymbol{\alpha}'(s)$ dan $\boldsymbol{\beta}'(s)$ sebagai berikut :

$$\boldsymbol{\alpha}'(s) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}'_{s-1,1} \\ \boldsymbol{\alpha}'_{s-1,2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\alpha}'_{s-1,s-1} \end{bmatrix} \text{ dan } \boldsymbol{\beta}'(s) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}'_{s-1,s-1} \\ \boldsymbol{\beta}'_{s-1,s-2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\beta}'_{s-1,1} \end{bmatrix}$$

kemudian dapat dituliskan $\text{var}(\mathbf{u}_{s-1,t+s})$ sebagai $\mathbf{V}_u(s)$, $\text{var}(\mathbf{v}_{s-1,t})$ sebagai $\mathbf{V}_v(s)$, $\text{cov}(\mathbf{v}_{s-1,t}, \mathbf{u}_{s-1,t+s})$ sebagai $\mathbf{V}_{vu}(s)$ dan $\text{cov}(\mathbf{u}_{s-1,t+s}, \mathbf{v}_{s-1,t})$ sama dengan $\mathbf{V}'_{vu}(s)$. Sedangkan untuk $s = 1$ akan diperoleh $\mathbf{V}_u(1) = \mathbf{V}_v(1) = \Gamma(0)$ dan $\mathbf{V}_{vu}(1) = \Gamma(1)$ karena tidak ada keterkaitan antara vektor \mathbf{Z}_t dan \mathbf{Z}_{t+1} .

Heyse dan Wei (1985a, b) dalam Wei (2006) mendefinisikan persamaan untuk matriks autokorelasi lag parsial pada lag s sebagai berikut :

$$\mathbf{P}(s) = [\mathbf{D}_v(s)]^{-1} \mathbf{V}_{vu}(s) [\mathbf{D}_u(s)]^{-1} \quad (2.34)$$

dimana $\mathbf{D}_v(s)$ adalah matriks diagonal dengan elemen ke- i merupakan akar dari elemen diagonal ke- i dari $\mathbf{V}_v(s)$ dan $\mathbf{D}_u(s)$ didefinisikan sama dengan $\mathbf{V}_u(s)$.

Tiao dan Box (1981) dalam Wei (2006) menotasikan elemen matriks $\hat{P}_{ij}(s)$ dengan tanda (+), (-) dan (.). Tanda (+) untuk nilai lebih besar dari $2/\sqrt{n}$, tanda (-) untuk nilai kurang dari $-2/\sqrt{n}$, dan tanda (.) untuk nilai antara $-2/\sqrt{n}$ dan $2/\sqrt{n}$.

Identifikasi data dipermudah berdasarkan nilai MPCCF yang dinotasikan dalam simbol (+), (-) dan (.) seperti pada MCCF. Berikut ini ditampilkan contoh nilai-nilai hasil perhitungan MPCCF pada Tabel 2.2 :

Tabel 2.2 Contoh Nilai MPCCF untuk Tiga Lokasi Data *Time Series*

<i>Lag</i>	1			2			3		
Variabel	Z_1	Z_2	Z_3	Z_1	Z_2	Z_3	Z_1	Z_2	Z_3
Z_1	0,1397	0,2918	0,1582	-0,007	0,0387	-0,007	0,116	-0,052	-0,064
Z_2	0,2305	0,2186	0,2365	-0,042	0,0322	-0,091	0,020	-0,043	0,013
Z_3	0,1982	0,2262	0,0591	-0,007	-0,025	-0,003	-0,017	0,0276	0,0016

Sama halnya dengan MCCF, nilai batas ± 2 kali estimasi standar error didapat dari perhitungan seperti pada persamaan (2.28), yaitu $\pm 0,1156$. Nilai MPCCF pada Tabel 2.2 dapat ditampilkan dalam Gambar 2.3 sebagai berikut :

Variable/ Lag	1	2	3
z1	+++
z2	+++
z3	++.

Gambar 2.3 Contoh Plot MPCCF untuk Tiga Lokasi Data *Time Series*

2.4.5 Estimasi Parameter Model VARIMA

Setelah dugaan model VARIMA didapatkan, langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter dari dugaan model tersebut. Salah satu metode estimasi yang digunakan adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Estimasi kasus *time series* univariat dapat digeneralisasi menjadi estimasi parameter matriks $\Phi = (\Phi_1, \dots, \Phi_p)$, $\Theta = (\Theta_1, \dots, \Theta_q)$ dan Σ . Misalkan diberikan

contoh $\mathbf{Z} = (\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_n)$ merupakan proses VARMA (p, q) dengan persamaan sebagai berikut (Wei, 2006) :

$$\mathbf{Z}_t = \Phi_1 \mathbf{Z}_{t-1} + \dots + \Phi_p \mathbf{Z}_{t-p} - \Theta_1 \mathbf{a}_{t-1} - \dots - \Theta_p \mathbf{a}_{t-p} + \mathbf{a}_t \quad (2.35)$$

sehingga diperoleh fungsi *log likelihood* sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \ln L(\Phi, \Theta, \Sigma | \mathbf{Z}) &= -\frac{nm}{2} \ln 2\pi - \frac{n}{2} \ln |\Sigma| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \mathbf{a}_t' \Sigma^{-1} \mathbf{a}_t \\ &= -\frac{nm}{2} \ln 2\pi - \frac{n}{2} \ln |\Sigma| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n [(\mathbf{Z}_t - \Phi' \mathbf{Y}_t)' \Sigma^{-1} (\mathbf{Z}_t - \Phi' \mathbf{Y}_t)] \end{aligned} \quad (2.36)$$

dimana

$$\mathbf{a}_t = \mathbf{Z}_t - \Phi_1 \mathbf{Z}_{t-1} - \dots - \Phi_p \mathbf{Z}_{t-p} + \Theta_1 \mathbf{a}_{t-1} + \dots + \Theta_p \mathbf{a}_{t-p} \quad (2.37)$$

dan

$$\mathbf{Y}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{t-1} \\ \mathbf{Z}_{t-2} \\ \vdots \\ \mathbf{Z}_{t-p} \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

Selanjutnya dengan metode *least square* yang meminimumkan jumlah kuadrat *error* diperoleh hasil persamaan untuk nilai estimasi parameter $\hat{\Phi}$ yaitu (Wutsqa, 2008) :

$$\hat{\Phi}' = [\sum_{t=1}^n \mathbf{Z}_t \mathbf{Y}_t'] [\sum_{t=1}^n \mathbf{Y}_t \mathbf{Y}_t']^{-1} \quad (2.39)$$

Kemudian melakukan pengujian signifikansi parameter yang diperoleh dengan metode *likelihood* terhadap model dengan menggunakan statistik uji t . Hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini adalah sebagai berikut :

$$H_0: \phi_{ijk} = 0$$

$$H_1: \phi_{ijk} \neq 0$$

$$\text{dengan statistik uji : } t_{hit} = \frac{\hat{\phi}_{ijk}}{\text{stdev}(\hat{\phi}_{ijk})} \quad (2.40)$$

hasil statistik uji yang diperoleh pada persamaan (2.40) kemudian dibandingkan dengan $t_{\alpha/2}$ yang diperoleh dari tabel distribusi t . Keputusan akan menolak hipotesis nol jika $|t_{hit}| > t_{\alpha/2, (n-p-1)}$ dengan tingkat signifikansi α , sedangkan p adalah jumlah parameter yang diestimasi.

Setelah estimasi parameter dilakukan, selanjutnya kecukupan dari model yang sesuai harus diperiksa dengan analisis diagnosa dari *residual* dengan persamaan sebagai berikut :

$$\hat{a}_t = \dot{Z}_t - \hat{\Phi}_1 \dot{Z}_{t-1} - \dots - \hat{\Phi}_p \dot{Z}_{t-p} + \hat{\Theta}_1 \hat{a}_{t-1} + \dots + \hat{\Theta}_p \hat{a}_{t-p} \quad (2.41)$$

dimana \dot{Z}_t digunakan untuk menotasikan Z_t jika $\mu = 0$ dan menotasikan $(Z_t - \hat{\mu})$ jika $\mu \neq 0$ serta $\hat{\Phi}_i$ dan $\hat{\Theta}_j$ merupakan estimasi dari parameter Φ_i dan Θ_j . Suatu model dikatakan cukup jika *residualnya* bersifat *white noise*. Sehingga matriks korelasi dari \hat{a}_t harus sama dengan nol (Wei, 2006).

2.4.6 Akaike Information Criterion (AIC)

Akaike Information Criterion (AIC) merupakan kriteria pemilihan model terbaik yang diperkenalkan oleh Akaike (1973) dengan mempertimbangkan banyaknya parameter model. Kriteria pemilihan ini didasarkan pada nilai AIC yang terkecil (minimum) diantara model yang ada.

Dalam mengidentifikasi orde model VARIMA, dapat dilihat dari karakteristik orde spasial dan waktu. Orde spasial secara umum dibatasi hanya pada orde 1 saja, karena dengan orde yang lebih tinggi akan sulit untuk diinterpretasikan. Sedangkan untuk orde waktu ditentukan menggunakan nilai AIC (Wei, 2006) :

$$AIC(p) = \ln(|S_p|) + \frac{2pm^2}{n} \quad (2.42)$$

dimana n adalah banyaknya observasi, m adalah jumlah variabel, p adalah orde dari proses AR ($p = 1, 2, \dots, p_0$ dimana p_0 merupakan bilangan bulat positif) dan $|S_p|$ adalah determinan dari *residual sum of square* dan perkalian silangnya, yaitu:

$$S_p = \sum_{t=p+1}^n (Z_t - \hat{\tau} - \hat{\Phi}_1 Z_{t-1} - \dots - \hat{\Phi}_p Z_{t-p}) \times (Z_t - \hat{\tau} - \hat{\Phi}_1 Z_{t-1} - \dots - \hat{\Phi}_p Z_{t-p})' \quad (2.43)$$

dimana $\hat{\tau}$ adalah vektor konstan.

2.4.7 Cek Diagnosa Model

Tahap pemeriksaan (cek diagnosa model) dilakukan setelah tahap estimasi parameter. Pada tahap ini akan dilakukan pengujian apakah model layak (signifikan) sehingga dapat digunakan untuk peramalan. Suatu model dikatakan layak jika parameter model signifikan dan *residual* dari model memenuhi asumsi *white noise* dan kenormalan. Uji asumsi *white noise* dengan cara memodelkan ulang *residual* yang didapatkan dari model dan melakukan pengecekan letak nilai AIC terkecil. Jika nilai AIC terkecil terletak pada AR(0) dan MA(0) maka dikatakan *residual* dari model telah memenuhi asumsi *white noise*. Formula perhitungan nilai AIC seperti pada persamaan (2.42).

2.4.8 Pemilihan Model Terbaik

Kriteria pemilihan model terbaik pada data *in-sample* digunakan nilai AIC dimana model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC terendah. Perhitungan nilai AIC seperti pada persamaan (2.42).

Model terbaik dipilih berdasarkan model terbaik pada data *out sample*. *Error* (RMSE). Model terbaik didapatkan jika nilai RMSE paling kecil diantara model yang ada, hal ini sesuai dengan tujuan dari peramalan, yaitu untuk memperoleh angka ramalan dengan kesalahan sekecil-kecilnya. Besarnya nilai RMSE dapat dihitung dengan (Wei, 2006) :

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{l=1}^M (Z_{n+l} - \hat{Z}_n(l))^2} \quad (2.44)$$

dengan M adalah banyaknya ramalan yang dilakukan, Z_{n+l} adalah data sebenarnya dan $\hat{Z}_n(l)$ adalah data hasil ramalan.

2.5 Model Generalized Space-Time Autoregressive (GSTAR)

Model GSTAR adalah salah satu model yang banyak digunakan untuk memodelkan dan meramalkan data deret waktu dan lokasi. Model GSTAR merupakan generalisasi dari model *Space-Time Autoregressive* (STAR) yang juga merupakan spesifikasi dari model *Vector Autoregressive* (VAR). Perbedaan yang mendasar antara model GSTAR dengan model STAR terletak pada pengasumsian

parameternya. Model STAR mengasumsikan lokasi-lokasi yang digunakan dalam penelitian adalah sama, sehingga model ini hanya dapat diterapkan pada lokasi yang bersifat seragam. Sedangkan pada model GSTAR terdapat asumsi yang menyatakan lokasi-lokasi penelitian yang bersifat heterogen, sehingga perbedaan antar lokasi ini ditunjukkan dalam bentuk matriks pembobot.

Jika diberikan sebuah deret $\{Z(t): t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm T\}$ merupakan sebuah deret waktu multivariat dari N komponen, maka model GSTAR dari orde *autoregressive* p dengan orde spasial $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$, GSTAR ($p; \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$) dalam notasi matriks dapat ditulis sebagai berikut (Borovkova *et al.*, 2008) :

$$Z(t) = \sum_{s=1}^p \left[\Phi_{s0} + \sum_{k=1}^{\lambda_s} \Phi_{sk} W^{(k)} \right] Z(t-s) + e(t) \quad (2.45)$$

dengan Φ_{s0} adalah diagonal $(\phi_{s0}^{(1)}, \dots, \phi_{s0}^{(N)})$ yang merupakan matriks parameter waktu dan Φ_{sk} adalah diagonal $(\phi_{sk}^{(1)}, \dots, \phi_{sk}^{(N)})$ merupakan matriks parameter spasial. Sedangkan $e(t)$ adalah vektor error yang identik, independen dan berdistribusi normal multivariat dengan *mean* 0 dan matriks varians-kovarians $\sigma^2 I_N$. Nilai pembobot yang dipilih memenuhi syarat $w_{ii}^{(k)} = 0$ dan $\sum_{i \neq j} w_{ij}^{(k)} = 1$. $W^{(k)}$ merupakan matriks pembobot ukuran $(N \times N)$ pada lag spasial j . $Z(t)$ adalah vektor acak ukuran $(N \times 1)$ pada waktu t , yaitu $Z(t) = [Z_1(t) \ Z_2(t) \ \dots \ Z_N(t)]'$.

Sehingga jika diketahui model GSTAR untuk orde waktu dan orde spasial satu dengan menggunakan tiga lokasi, maka akan diperoleh persamaan sebagai berikut :

$$Z(t) = \Phi_{10} Z(t-1) + \Phi_{11} W^{(1)} Z(t-1) + e(t) \quad (2.46)$$

Persamaan (2.46) dapat dituliskan dalam bentuk matriks menjadi :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{20} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{30} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & 0 & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (2.47)$$

Dalam mengidentifikasi orde model GSTAR, orde waktu dapat ditentukan dengan menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC) (Wei, 2006), sedangkan orde spasial pada umumnya dibatasi hanya orde satu saja karena orde yang lebih tinggi akan sulit untuk diinterpretasikan (Wutsqa *et al.*, 2010). Akan tetapi beberapa kajian yang telah dilakukan masih terbatas pada data deret

waktu multivariat yang stasioner, tetapi belum melibatkan pola musiman atau *seasonal*. Sehingga penentuan orde model juga dapat dilakukan berdasarkan plot MCCF dan MPCCF yang terbentuk (Wutsqa dan Suhartono, 2010). Apabila data yang digunakan mengandung pola musiman, maka model GSTAR yang digunakan adalah GSTAR musiman. Secara matematis, model GSTAR $(p; \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p)^s$ untuk pola data musiman dapat dituliskan ke dalam bentuk matriks sebagai berikut :

$$\mathbf{Z}(t) = \sum_{k=1}^p \left[\Phi_{k0}^s \mathbf{Z}(t-s) + \sum_{kl=1}^{\lambda_p} \Phi_{kl}^s \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{Z}(t-s) \right] + \mathbf{e}(t) \quad (2.48)$$

dengan :

$\Phi_{k0}^s = \text{diag} (\phi_{k0}^{(1)}, \dots, \phi_{k0}^{(N)})$ merupakan matriks parameter waktu periode musiman s

$\Phi_{kl}^s = \text{diag} (\phi_{kl}^{(1)}, \dots, \phi_{kl}^{(N)})$ merupakan parameter spasial periode musiman s

$\mathbf{e}(t)$ = vektor error yang identik, independen dan berdistribusi normal multivariat dengan *mean* 0 dan matriks varians-kovarians $\sigma^2 I_N$

$\mathbf{Z}(t)$ = vektor acak ukuran $(N \times 1)$ pada waktu t , yaitu
 $\mathbf{Z}(t) = [Z_1(t) \ Z_2(t) \ \dots \ Z_N(t)]'$

Nilai pembobot yang dipilih memenuhi syarat $w_{ii}^{(k)} = 0$ dan $\sum_{i \neq j} w_{ij}^{(k)} = 1$.

Berikut ini ditampilkan contoh model GSTAR dengan orde musiman 12 ($s = 12$) dan orde spasial 1 adalah sebagai berikut :

$$\mathbf{Z}(t) = [\Phi_{10}^{12} \mathbf{Z}(t-12) + \Phi_{11}^{12} \mathbf{W}^{(1)} \mathbf{Z}(t-12)] + \mathbf{e}(t) \quad (2.49)$$

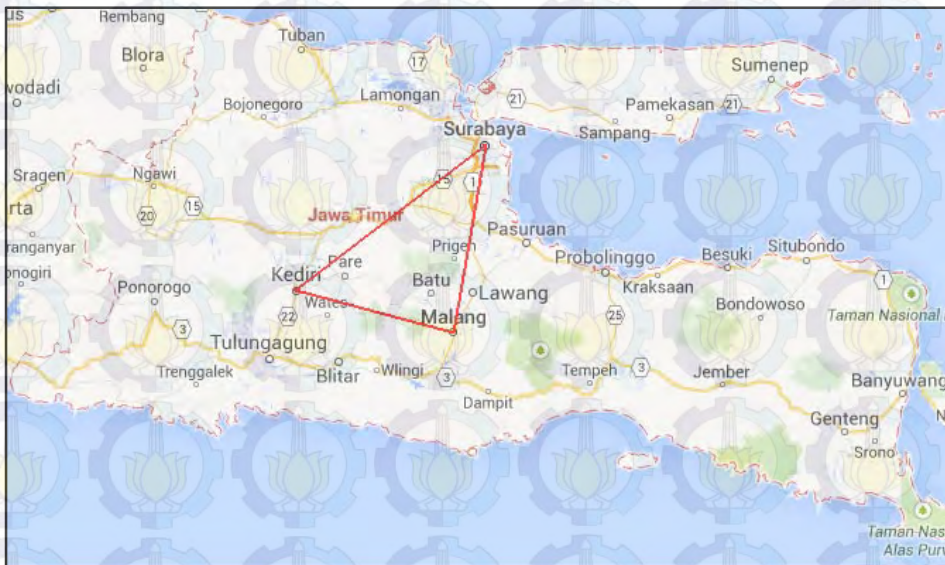
Jika diberikan sebuah deret $\{Z(t): t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm T\}$ merupakan sebuah deret waktu multivariat dari N komponen, maka model GSTARX dari orde *autoregressive* $p = 12$ dengan orde spasial 1, GSTARX(12₁) dapat dituliskan persamaannya sebagai berikut :

$$\mathbf{Z}(t) = [\Phi_{10}^{12} \mathbf{Z}(t-12) + \Phi_{11}^{12} \mathbf{W}^{(1)} \mathbf{Z}(t-12)] + \beta_{i,INT} \mathbf{X}_t + \mathbf{e}(t) \quad (2.50)$$

dengan \mathbf{X}_t adalah variabel intervensi dan $\beta_{i,INT} = (\beta_{11}, \dots, \beta_{N1})'$ adalah parameter dari variabel intervensi.

2.5.1 Penentuan Bobot Lokasi pada Model GSTAR

Pemilihan bobot lokasi merupakan salah satu permasalahan dalam pemodelan GSTAR karena harus dipilih bobot lokasi yang sesuai untuk diterapkan pada data runtun waktu tersebut. Menurut Suhartono dan Subanar (2006), ada beberapa metode yang digunakan untuk pembobotan dalam model GSTAR, yaitu bobot seragam (uniform), biner (binary), *invers* jarak, bobot berdasarkan pada *semi-variogram* atau *covariogram* dari variabel diantara lokasi dan bobot normalisasi hasil inferensi korelasi silang parsial. Pada bab ini tidak dibahas untuk bobot berdasarkan pada *semi-variogram* atau *covariogram* karena pembobot ini hanya dapat digunakan untuk lokasi yang banyak. Misalkan diketahui tiga buah lokasi, yaitu Surabaya, Malang dan Kediri dengan posisi pada Gambar 2.4 berikut ini :



Gambar 2.4 Contoh Peta Tiga Lokasi

Beberapa pembobotan yang dapat digunakan untuk menentukan bobot dari ketiga lokasi adalah bobot seragam, *invers* jarak dan normalisasi hasil inferensi korelasi silang parsial.

i. Bobot Seragam (*Uniform*)

Bobot lokasi ini mengasumsikan bahwa lokasi-lokasi yang digunakan tersebut bersifat homogen sehingga tiap lokasi mempunyai nilai yang sama. Penentuan nilai bobot dalam bobot lokasi seragam adalah :

$$w_{ij} = \frac{1}{n_i} \quad (2.51)$$

dengan n_i adalah banyaknya lokasi yang berdekatan dengan lokasi ke- i . Sehingga untuk kasus Gambar 2.4 di atas matriks pembobotnya adalah :

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix}$$

ii. Bobot Biner (*Binary*)

Metode dengan pembobot biner hanya bergantung pada keadaan yang terbatas. Pembobotan dengan metode biner memiliki pembobot dengan $w_{ij} = 0$ atau 1.

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

iii. Bobot *Invers* Jarak

Pembobotan dengan metode *invers* jarak dilakukan berdasarkan jarak sebenarnya antar lokasi di lapangan. Perhitungan bobot dengan metode *invers* jarak diperoleh dari hasil *invers* jarak sebenarnya kemudian dinormalisasi. Untuk contoh kasus pada Gambar 2.4, perhitungan bobot untuk jarak dari lokasi A ke lokasi B dengan metode *invers* jarak adalah :

Tabel 2.3 Contoh Jarak dari Tiga Lokasi

Lokasi	Lokasi		
	Surabaya(A)	Malang(B)	Kediri(C)
Surabaya(A)	0	$d_{BA} = 1$	$d_{CA} = 2$
Malang(B)	$d_{AB} = 1$	0	$d_{CB} = 3$
Kediri(C)	$d_{AC} = 2$	$d_{BC} = 3$	0

sehingga :

$$w_{AB} = \frac{\frac{1}{d_{AB}}}{\frac{1}{d_{AB}} + \frac{1}{d_{AC}}} = \frac{1}{1 + \frac{1}{2}} = \frac{2}{3} \quad w_{AC} = \frac{\frac{1}{d_{AC}}}{\frac{1}{d_{AC}} + \frac{1}{d_{AB}}} = \frac{\frac{1}{2}}{\frac{1}{2} + 1} = \frac{1}{3}$$

$$w_{ij} = \frac{\frac{1}{d_{ij}}}{\sum_{j=1}^s \frac{1}{d_{ij}}}, \quad j \neq i.$$

Dengan cara yang sama akan diperoleh :

$$w_{BA} = \frac{3}{4}, w_{BC} = \frac{1}{4}, w_{CA} = \frac{3}{5}, w_{CB} = \frac{2}{5}$$

Matriks pembobot yang diperoleh dengan metode *invers* jarak adalah :

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 2/3 & 1/3 \\ 3/4 & 0 & 1/4 \\ 3/5 & 2/5 & 0 \end{bmatrix}$$

iv. Bobot Normalisasi Hasil Inferensi Korelasi Silang Parsial

Pembobotan dengan metode ini menggunakan hasil normalisasi korelasi silang antar lokasi pada *lag* yang bersesuaian. Pembobotan dengan metode ini pertama kali diperkenalkan oleh Suhartono dan Atok (2006). Wei (2006) mendefinisikan korelasi silang antara lokasi ke-*i* dan ke-*j* pada *lag* waktu ke-*k*, $corr[Z_i(t), Z_j(t-k)]$ sebagai berikut :

$$\rho_{ij}(k) = \frac{\gamma_{ij}(k)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.52)$$

dengan $\gamma_{ij}(k)$ merupakan kovarians silang antara kejadian di lokasi ke-*i* dan ke-*j* pada lag waktu ke-*k*, σ_i dan σ_j adalah standar deviasi dari kejadian di lokasi ke-*i* dan ke-*j*. Taksiran dari korelasi silang ini pada data sampel dapat dihitung dengan persamaan sebagai berikut :

$$r_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^n [Z_i(t) - \bar{Z}_i][Z_j(t-k) - \bar{Z}_j]}{\sqrt{(\sum_{t=1}^n [Z_i(t) - \bar{Z}_i]^2)(\sum_{t=1}^n [Z_j(t) - \bar{Z}_j]^2)}} \quad (2.53)$$

Bartlett (1955) dalam Wei (2006) telah menurunkan varians dan kovarians dari besaran korelasi silang yang diperoleh dari sampel data. Dibawah hipotesis bahwa dua data *time series* Z_i dan Z_j tidak berkorelasi, maka Bartlett menunjukkan bahwa :

$$\text{Varians } [r_{ij}(k)] \cong \frac{1}{n-k} [1 + 2 \sum_{s=1}^{\infty} \rho_{ii}(s) \rho_{jj}(s)] \quad (2.54)$$

Sehingga ketika Z_i dan Z_j merupakan data *time series* yang *white noise* akan diperoleh persamaan :

$$\text{Varians } [r_{ij}(k)] \cong \frac{1}{n-k} \quad (2.55)$$

untuk ukuran sampel yang besar, $(n-k)$ dalam persamaan (2.55) akan digantikan dengan n . Dibawah asumsi distribusi normal, maka nilai estimasi korelasi silang pada sampel dapat diuji apakah signifikan sama atau berbeda dari nol. Statistik inferensia atau uji hipotesis yang digunakan adalah selang kepercayaan (*confindence interval*) dengan persamaan :

$$r_{ij}(k) \pm [t_{\alpha/2}; df = n - k - 2 \frac{1}{\sqrt{n}}] \quad (2.56)$$

Penentuan bobot lokasi dapat dilakukan melalui normalisasi dari hasil besaran-besaran korelasi silang antar lokasi pada waktu yang bersesuaian. Proses ini secara umum menghasilkan bobot lokasi untuk model GSTAR (1_1), yaitu sebagai berikut :

$$w_{ij} = \frac{r_{ij}(1)}{\sum_{k \neq 1} |r_{ik}(1)|} \quad (2.57)$$

dimana $i \neq j$ dan $\sum_{i \neq j} |w_{ij}| = 1$

Semua bentuk hubungan antar lokasi dimungkinkan dapat dihasilkan dari bobot-bobot lokasi dengan menggunakan normalisasi dari hasil besaran-besaran korelasi silang antar lokasi pada waktu yang bersesuaian. Dengan demikian tidak ada batasan tentang nilai pembobot, terutama yang bergantung pada jarak antar lokasi. Suhartono dan Subanar (2006) menyatakan bahwa bobot ini juga memberikan fleksibilitas pada besar dan tanda hubungan antar lokasi yang berlainan (positif dan negatif).

2.5.2 Estimasi Parameter Model GSTAR

Estimasi parameter yang digunakan dalam model GSTAR terdiri dari dua metode, yaitu metode estimasi kuadrat terkecil (*Ordinary Least Square*) dan metode *Generalized Least Square* (GLS). Metode estimasi kuadrat terkecil

dengan meminimumkan jumlah kuadrat *error* sehingga diperoleh estimator dengan variansi terkecil. Metode tersebut digunakan untuk mengestimasi parameter masing-masing persamaan dalam sistem apabila persamaan yang satu dengan yang lain tidak saling berhubungan (*residual* tidak saling berkorelasi). Sedangkan metode GLS digunakan untuk mengestimasi parameter model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) dimana terdiri dari beberapa persamaan dan variabel-variabelnya tidak bersifat dua arah, akan tetapi antara persamaan-persamaan tersebut terjadi kaitan satu sama lainnya sehingga terjadi korelasi antara kesalahan-kesalahan persamaan tersebut (Zellner, 1962).

a. Metode Estimasi Kuadrat Terkecil (*Ordinary Least Square*)

Jika diketahui model GSTAR (1_1) akan diestimasi dengan menggunakan metode estimasi kuadrat terkecil (OLS), sehingga dapat dituliskan persamaan dari model tersebut adalah :

$$\mathbf{Z}(t) = \Phi_{10}\mathbf{Z}(t-1) + \Phi_{11}\mathbf{W}\mathbf{Z}(t-1) + \mathbf{e}(t) \quad (2.58)$$

dengan Φ_{10} merupakan parameter regresi waktu, Φ_{11} merupakan parameter regresi spasial dan \mathbf{W} merupakan matriks pembobot. Metode estimasi kuadrat terkecil ini dapat digunakan untuk estimasi parameter pada model linier. Sehingga metode ini dapat diterapkan pada model GSTAR (1_1) dengan persamaan umumnya adalah sebagai berikut :

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e} \quad (2.59)$$

dengan $\mathbf{Y} = (\mathbf{Y}'_1, \mathbf{Y}'_2, \dots, \mathbf{Y}'_N)'$, $\mathbf{X} = \text{diag}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N)$, $\boldsymbol{\beta} = (\boldsymbol{\beta}'_1, \boldsymbol{\beta}'_2, \dots, \boldsymbol{\beta}'_N)'$ dan $\mathbf{e} = (\mathbf{e}'_1, \mathbf{e}'_2, \dots, \mathbf{e}'_N)'$. Persamaan di atas dapat dimodifikasi jika terdapat beberapa lokasi seperti pada model GSTAR, sehingga model persamaan untuk lokasi ke- i dapat ditulis sebagai $\mathbf{Y}_i = \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta}_i + \mathbf{e}_i$ dimana $\boldsymbol{\beta}_i = (\phi_{0i}, \phi_{1i})'$. Persamaan (2.59) jika dijabarkan dalam bentuk matriks akan menjadi :

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_1 \\ \mathbf{Y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_N \end{bmatrix}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{X}_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{X}_N \end{bmatrix}, \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_1 \\ \boldsymbol{\beta}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\beta}_N \end{bmatrix}, \mathbf{e} = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_1 \\ \mathbf{e}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{e}_N \end{bmatrix} \quad (2.60)$$

Sedangkan persamaan $\mathbf{Y}_i = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_i + \mathbf{e}_i$ jika dijabarkan dalam bentuk matriks dengan $i = 1, 2, \dots, N$ adalah :

$$\mathbf{Y}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_1 \\ \mathbf{Y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_N \end{bmatrix}, \mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_i(0) & \mathbf{V}_i(0) \\ \mathbf{Z}_i(1) & \mathbf{V}_i(1) \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{Z}_i(T-1) & \mathbf{V}_i(T-1) \end{bmatrix}, \boldsymbol{\beta}_i = \begin{bmatrix} \phi_{i0}^1 \\ \phi_{i1}^1 \end{bmatrix}, \mathbf{e}_i = \begin{bmatrix} e_i(1) \\ e_i(2) \\ \vdots \\ e_i(T) \end{bmatrix} \quad (2.61)$$

dengan $\boldsymbol{\beta}_i = (\phi_{10}^1, \phi_{20}^1, \phi_{30}^1, \dots, \phi_{N0}^1, \phi_{11}^1, \phi_{21}^1, \phi_{31}^1, \dots, \phi_{N1}^1)$

Persamaan (2.61) jika dituliskan dalam persamaan matriks adalah sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Z}_1(1) \\ \mathbf{Z}_1(2) \\ \vdots \\ \mathbf{Z}_1(T) \\ \vdots \\ \mathbf{Z}_N(1) \\ \mathbf{Z}_N(2) \\ \vdots \\ \mathbf{Z}_N(T) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_1(0) & \mathbf{V}_1(0) & \dots & 0 & 0 \\ \mathbf{Z}_1(1) & \mathbf{V}_1(1) & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{Z}_1(T-1) & \mathbf{V}_1(T-1) & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{Z}_N(0) & \mathbf{V}_N(0) \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{Z}_N(1) & \mathbf{V}_N(1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{Z}_N(T-1) & \mathbf{V}_N(T-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{10}^1 \\ \phi_{20}^1 \\ \vdots \\ \phi_{N0}^1 \\ \vdots \\ \phi_{11}^1 \\ \phi_{21}^1 \\ \vdots \\ \phi_{N1}^1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(1) \\ e_1(2) \\ \vdots \\ e_1(T) \\ \vdots \\ e_N(1) \\ e_N(2) \\ \vdots \\ e_N(T) \end{bmatrix} \quad (2.62)$$

dengan $\mathbf{Z}_i(t)$ merupakan jumlah pengamatan dimana $t = 0, 1, \dots, T$ untuk lokasi $i = 1, 2, \dots, N$ dan $\mathbf{V}_i(t) = \sum_{j \neq i} w_{ij} \mathbf{Z}_j(t)$. Hal ini mengindikasikan bahwa $\boldsymbol{\beta}_i$ dapat dihitung pada masing-masing lokasi tetapi tetap bergantung pada nilai $\mathbf{Z}(t)$ di lokasi yang lain.

Pada prinsipnya metode estimasi kuadrat terkecil untuk mendapatkan parameternya dengan meminimumkan jumlah kuadrat *error*, yaitu meminimumkan fungsi $\mathbf{e} = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})$ dengan langkah-langkah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \mathbf{e}'\mathbf{e} &= \mathbf{e}'\mathbf{e} \\ &= (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\ &= \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} - \mathbf{Y}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - 2\boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} + \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \end{aligned} \quad (2.63)$$

Kemudian persamaan (2.63) diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}$ menjadi :

$$\frac{d(\mathbf{e}'\mathbf{e})}{d(\boldsymbol{\beta})} = 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - 2\mathbf{Y}'\mathbf{X} \quad (2.64)$$

Persamaan (2.64) akan bernilai minimum jika disamakan dengan nol,

$$2\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - 2\mathbf{Y}'\mathbf{X} = 0$$

sehingga diperoleh :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (2.65)$$

Sifat-sifat dari estimator OLS menurut Greene (2002) adalah sebagai berikut :

a. Jika $E(\mathbf{Y}) = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$, maka $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ merupakan estimator tak bias untuk $\boldsymbol{\beta}$

$$\begin{aligned} E(\hat{\boldsymbol{\beta}}) &= E((\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}) \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'E(\mathbf{Y}) \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= \boldsymbol{\beta} \end{aligned} \quad (2.66)$$

Jika $\text{var}(\mathbf{Y}) = \sigma_{ij}\mathbf{I}$, maka varians dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ adalah seperti pada persamaan (2.67) :

$$\begin{aligned} \text{var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) &= \text{var}((\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}) \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\text{var}(\mathbf{Y})\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\sigma_{ij}\mathbf{I} \\ &= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\sigma_{ij}\mathbf{I} \end{aligned} \quad (2.67)$$

b. Jika ε mengikuti distribusi normal dengan mean nol dan varians $\sigma_{ij}\mathbf{I}$, dalam notasi matriks adalah

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma_{ij}\mathbf{I}) \quad (2.68)$$

maka estimator $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ adalah asymptotic berdistribusi normal dengan mean $\boldsymbol{\beta}$ dan

variens $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ adalah $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\sigma_{ij}\mathbf{I}$, sehingga (Greene, 2002) :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} \sim N(\boldsymbol{\beta}, \text{var}(\hat{\boldsymbol{\beta}})), \quad (2.69)$$

dengan :

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \phi_{10} \\ \phi_{11} \\ \vdots \\ \phi_{N0} \\ \phi_{N1} \\ \beta_{11} \\ \vdots \\ \beta_{N1} \end{bmatrix} \quad (2.70)$$

$$var(\hat{\beta}) = \begin{bmatrix} var(\phi_{10}) & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & var(\phi_{11}) & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & var(\phi_{N0}) & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & var(\phi_{N1}) & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & var(\beta_{11}) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & var(\beta_{N1}) \end{bmatrix} \quad (2.71)$$

b. Metode *Generalized Least Square* (GLS)

Model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) diperkenalkan oleh Arnold Zellner pada tahun 1962. Model ini digunakan untuk analisis regresi multivariat ketika variabel *residual* berkorelasi antar persamaan (Alaba *et al*, 2010). Model SUR ini terdiri dari beberapa persamaan dimana *residual* antar pengamatan dalam satu persamaan tidak berkorelasi tetapi residual antara persamaan yang satu dengan persamaan yang lain saling berkorelasi (berautokorelasi). Jadi model SUR ini dapat mengatasi adanya korelasi *residual* antar persamaan sehingga mendapatkan suatu estimator. Menurut Greene (2003) model SUR dapat diestimasi menggunakan metode *Generalized Least Square* (GLS). Model SUR dengan M variabel dependen dinyatakan dengan (Greene, 2002) :

$$Y_i = X_i \beta_i + e_i \quad (2.72)$$

$$Y_i = \begin{bmatrix} y_{11} \\ \vdots \\ y_{1T} \\ y_{21} \\ \vdots \\ y_{2T} \\ \vdots \\ y_{N1} \\ \vdots \\ y_{NT} \end{bmatrix}, \beta_i = \begin{bmatrix} \beta_{10} \\ \vdots \\ \beta_{1k} \\ \beta_{20} \\ \vdots \\ \beta_{2k} \\ \vdots \\ \beta_{N0} \\ \vdots \\ \beta_{Nk} \end{bmatrix}, e_i = \begin{bmatrix} e_{11} \\ \vdots \\ e_{1T} \\ e_{21} \\ \vdots \\ e_{2T} \\ \vdots \\ e_{N1} \\ \vdots \\ e_{NT} \end{bmatrix} \quad (2.73)$$

$$\mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & x_{11,1} & \cdots & x_{1K,1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{T1,1} & \cdots & x_{TK,1} \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} & \cdots & \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & x_{11,2} & \cdots & x_{1K,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{T1,2} & \cdots & x_{TK,2} \end{bmatrix} & \cdots & \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} & \cdots & \begin{bmatrix} 1 & x_{11,N} & \cdots & x_{1K,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{T1,N} & \cdots & x_{TK,N} \end{bmatrix} \end{bmatrix} \quad (2.74)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, M$, \mathbf{Y}_i adalah vektor pengamatan terurut $T \times 1$ pada variabel dependen, \mathbf{X}_i adalah matriks pengamatan $T \times k$ pada variabel independen, $\boldsymbol{\beta}_i$ adalah vektor parameter $k \times 1$ dan \mathbf{e}_i adalah vektor *residual* $T \times 1$. Persamaan (2.74) dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y}_1 \\ \mathbf{Y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{X}_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{X}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_1 \\ \boldsymbol{\beta}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\beta}_M \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{e}_1 \\ \mathbf{e}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{e}_M \end{bmatrix} \quad (2.75)$$

atau $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}$ dimana $\mathbf{e} \sim N(0, \boldsymbol{\Omega})$. Menurut Greene (2002) persamaan tersebut merupakan model SUR dengan asumsi $E[\mathbf{e}|\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_M] = 0$ dan $E[\mathbf{e}\mathbf{e}'|\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_M] = \boldsymbol{\Omega}$ dengan $\boldsymbol{\Omega}$ adalah matriks variansi-kovariansi. Semua pengamatan digunakan untuk mengestimasi parameter dari M persamaan dan diasumsikan juga bahwa residual tidak berkorelasi antar pengamatan sehingga $E[\mathbf{e}_{it}\mathbf{e}_{js}|\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_M] = \sigma_{ij}$ jika $t = s$ dan nol untuk yang lain.

Matriks variansi-kovariansi persamaan ke- i dan ke- j diberikan oleh :

$$E[\mathbf{e}_i\mathbf{e}_j'|\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_M] = \begin{bmatrix} \sigma_{ij} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_{ij} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_{ij} \end{bmatrix} = \sigma_{ij}\mathbf{I} \quad (2.76)$$

sehingga

$$\boldsymbol{\Omega} = \begin{bmatrix} \sigma_{11}\mathbf{I} & \sigma_{12}\mathbf{I} & \cdots & \sigma_{1M}\mathbf{I} \\ \sigma_{21}\mathbf{I} & \sigma_{22}\mathbf{I} & \cdots & \sigma_{2M}\mathbf{I} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{M1}\mathbf{I} & \sigma_{M2}\mathbf{I} & \cdots & \sigma_{MM}\mathbf{I} \end{bmatrix} = \boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I} \quad (2.77)$$

dimana

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1M} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{M1} & \sigma_{M2} & \cdots & \sigma_{MM} \end{bmatrix} \quad (2.78)$$

I : matriks identitas berukuran $T \times T$

Σ : matriks varian-kovarians berukuran $M \times M$

σ_{ij} : varians *error* dari masing-masing persamaan untuk $i = j$

σ_{ij} : kovarians *error* antar persamaan untuk $i \neq j$

Estimasi parameter model SUR dengan metode GLS memerlukan invers dari matriks variansi-kovariansi *residual*, dari persamaan (2.69) diperoleh :

$$\Omega = \Sigma \otimes I$$

menjadi

$$\Omega^{-1} = \Sigma^{-1} \otimes I. \quad (2.79)$$

Estimasi parameter model SUR dilakukan dengan metode GLS yang merupakan pengembangan dari metode *Ordinary Least Square* (OLS). Sehingga dari persamaan $Y = X\beta + e$ dapat dibentuk :

$$\begin{aligned} e'e &= e'\Omega^{-1}e \\ &= (Y - X\beta)' \Omega^{-1}(Y - X\beta) \\ &= Y'\Omega^{-1}Y - \beta'X'\Omega^{-1}Y - Y'\Omega^{-1}X\beta + \beta'X'\Omega^{-1}X\beta \\ &= Y'\Omega^{-1}Y - 2\beta'X'\Omega^{-1}Y + \beta'X'\Omega^{-1}X\beta \end{aligned} \quad (2.80)$$

Kemudian persamaan (2.80) diturunkan terhadap β menjadi :

$$\frac{d(e'e)}{d(\beta)} = 2X'\Omega^{-1}X\beta - 2Y'\Omega^{-1}X \quad (2.81)$$

Persamaan (2.81) akan bernilai minimum jika disamakan dengan nol,

$$2X'\Omega^{-1}X\beta - 2Y'\Omega^{-1}X = 0$$

sehingga diperoleh :

$$\hat{\beta} = (X'\Omega^{-1}X)^{-1}X'\Omega^{-1}Y \quad (2.82)$$

karena $\Omega = \Sigma \otimes I$, maka estimator $\hat{\beta}$ adalah sebagai berikut :

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}'(\Sigma \otimes \mathbf{I})^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'(\Sigma \otimes \mathbf{I})^{-1}\mathbf{Y} \quad (2.83)$$

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}'\Sigma^{-1} \otimes \mathbf{I}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\Sigma^{-1} \otimes \mathbf{I}\mathbf{Y}$$

Sifat-sifat dari estimator GLS menurut Greene (2002) adalah sebagai berikut :

c. Jika $E(\mathbf{Y}) = \mathbf{X}\beta$, maka $\hat{\beta}$ merupakan estimator tak bias untuk β

$$\begin{aligned} E(\hat{\beta}) &= E((\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{Y}) \\ &= (\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\Omega^{-1}E(\mathbf{Y}) \\ &= (\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{X}\beta \\ &= \beta \end{aligned} \quad (2.84)$$

Jika $\text{cov}(\mathbf{Y}) = \Omega$, maka matriks varians-kovarians dari $\hat{\beta}$ adalah seperti pada persamaan (2.85) :

$$\begin{aligned} \text{cov}(\hat{\beta}) &= \text{cov}((\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{Y}) \\ &= (\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\Omega^{-1}\text{cov}(\mathbf{Y})(\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\Omega^{-1})' \\ &= (\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\Omega^{-1}\Omega\Omega^{-1}\mathbf{X}(\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{X})^{-1} \\ &= (\mathbf{X}'\Omega^{-1}\mathbf{X})^{-1} \end{aligned} \quad (2.85)$$

d. Jika ε mengikuti distribusi normal dengan mean nol dan varians $\sigma_{ij}\mathbf{I}$, dalam notasi matriks adalah

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma_{ij}\mathbf{I}) \quad (2.86)$$

maka estimator $\hat{\beta}$ adalah asymptotic berdistribusi normal dengan mean β dan matriks varians-kovarians adalah $\text{cov}(\hat{\beta})$, sehingga (Greene, 2002) :

$$\hat{\beta} \sim N(\beta, \text{cov}(\hat{\beta})), \quad (2.87)$$

dengan :

$$\beta = \begin{bmatrix} \phi_{10} \\ \phi_{11} \\ \vdots \\ \phi_{N0} \\ \phi_{N1} \\ \vdots \\ \beta_{11} \\ \vdots \\ \beta_{N1} \end{bmatrix} \quad (2.88)$$

$$\text{cov}(\hat{\beta}) = \begin{bmatrix} \text{var}(\phi_{10}) & \text{cov}(\phi_{10}, \phi_{11}) & \cdots & \text{cov}(\phi_{10}, \phi_{N0}) & \text{cov}(\phi_{10}, \phi_{N1}) & \text{cov}(\phi_{10}, \beta_{11}) & \cdots & \text{cov}(\phi_{10}, \beta_{N1}) \\ \text{cov}(\phi_{11}, \phi_{10}) & \text{var}(\phi_{11}) & \cdots & \text{cov}(\phi_{11}, \phi_{N0}) & \text{cov}(\phi_{11}, \phi_{N1}) & \text{cov}(\phi_{11}, \beta_{11}) & \cdots & \text{cov}(\phi_{11}, \beta_{N1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(\phi_{N0}, \phi_{10}) & \text{cov}(\phi_{N0}, \phi_{11}) & \cdots & \text{var}(\phi_{N0}) & \text{cov}(\phi_{N0}, \phi_{N1}) & \text{cov}(\phi_{N0}, \beta_{11}) & \cdots & \text{cov}(\phi_{N0}, \beta_{N1}) \\ \text{cov}(\phi_{N1}, \phi_{10}) & \text{cov}(\phi_{N1}, \phi_{11}) & \cdots & \text{cov}(\phi_{N1}, \phi_{N0}) & \text{var}(\phi_{N1}) & \text{cov}(\phi_{N1}, \beta_{11}) & \cdots & \text{cov}(\phi_{N1}, \beta_{N1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(\beta_{11}, \phi_{10}) & \text{cov}(\beta_{11}, \phi_{11}) & \cdots & \text{cov}(\beta_{11}, \phi_{N0}) & \text{cov}(\beta_{11}, \phi_{N1}) & \text{var}(\beta_{11}) & \cdots & \text{cov}(\beta_{11}, \beta_{N1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(\beta_{N1}, \phi_{10}) & \text{cov}(\beta_{N1}, \phi_{11}) & \cdots & \text{cov}(\beta_{N1}, \phi_{N0}) & \text{cov}(\beta_{N1}, \phi_{N1}) & \text{cov}(\beta_{N1}, \beta_{11}) & \cdots & \text{var}(\beta_{N1}) \end{bmatrix} \quad (2.89)$$

Dikarenakan Ω adalah tidak diketahui, maka statistik uji untuk mengevaluasi ϕ_{i0} dan ϕ_{i1} mengikuti distribusi t . Oleh karena itu setiap elemen, dari $\hat{\beta}$ mengikuti distribusi t dengan derajat bebas $n-k$. Hipotesis yang digunakan untuk setiap parameter adalah sebagai berikut :

$$H_0: \phi_{i0} = 0$$

$$H_1: \phi_{i0} \neq 0 \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, N$$

$$\text{Statistik uji : } t = \frac{\widehat{\phi}_{i0}}{\sqrt{\text{var}(\widehat{\phi}_{i0})}} \quad (2.90)$$

$$H_0: \phi_{i1} = 0$$

$$H_1: \phi_{i1} \neq 0 \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, N$$

$$\text{Statistik uji : } t = \frac{\widehat{\phi}_{i1}}{\sqrt{\text{var}(\widehat{\phi}_{i1})}} \quad (2.91)$$

$$H_0: \beta_{i1} = 0$$

$$H_1: \beta_{i1} \neq 0 \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, N$$

$$\text{Statistik uji : } t = \frac{\widehat{\beta}_{i1}}{\sqrt{\text{var}(\widehat{\beta}_{i1})}}$$

Jika nilai statistik uji $t > t_{\frac{\alpha}{2}, n-k}$ maka keputusannya adalah tolak H_0 . Artinya parameter $\widehat{\phi}_{i0}$ dan $\widehat{\phi}_{i1}$ adalah signifikan berpengaruh terhadap model. Begitu pula sebaliknya.

2.6 Wisatawan Mancanegara

Jumlah wisatawan mancanegara adalah banyaknya wisatawan tiap tahun yang berkunjung ke suatu negara didorong oleh satu atau beberapa keperluan tanpa bermaksud memperoleh pekerjaan dan penghasilan ditempat yang

dikunjungi, pada periode tertentu yang diukur dalam satuan orang. Menurut *United Nation World Tourism Organization* (UNWTO) dan *International Union of Office Travel Organization* (IUOTO) definisi wisatawan mancanegara adalah setiap orang yang mengunjungi suatu negara diluar tempat tinggalnya, didorong oleh satu atau beberapa keperluan tanpa bermaksud memperoleh penghasilan ditempat yang dikunjungi (BPS, 2010). Definisi ini mencakup dua kategori tamu mancanegara, yaitu :

1. Wisatawan (*tourist*)

Setiap pengunjung seperti definisi di atas yang tinggal paling sedikit dua puluh empat jam, akan tetapi tidak lebih dari dua belas bulan di tempat yang dikunjungi dengan maksud kunjungan antara lain :

- a. Berlibur, rekreasi dan olahraga
- b. Bisnis, mengunjungi teman dan keluarga, misionaris, menghadiri pertemuan, konferensi, kunjungan dengan alasan kesehatan, belajar dan keagamaan.

2. Pelancong

Setiap pengunjung seperti definisi di atas yang tinggal kurang dari dua puluh empat jam ditempat yang dikunjungi (termasuk *cruise passenger* yaitu setiap pengunjung yang tiba di suatu negara dengan kapal atau kereta api, dimana mereka tidak menginap di akomodasi yang tersedia di negara tersebut).

Data jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Indonesia diamati berdasarkan pintu masuk yang digunakan. Pintu masuk wisatawan mancanegara di Indonesia sampai saat ini sudah ada 19 pintu masuk. Namun dalam penelitian ini hanya dibatasi pada 4 pintu masuk di wilayah Sumatera, yaitu Bandara Polonia di Medan, Minangkabau di Padang, Sultan Syarif Kasim II di Pekanbaru dan Batam.

Adanya beberapa bencana yang terjadi di Indonesia selama 10 tahun terakhir ini mempengaruhi jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Indonesia. Beberapa negara mengeluarkan *travel warning*, yaitu peringatan atau larangan bepergian dari suatu negara ke negara lain dengan alasan negara tersebut dianggap tidak aman dan berbahaya bagi warganya yang hendak berkunjung.

Seperti yang pernah dikeluarkan pemerintah Australia setelah peristiwa Bom Bali I dan II karena banyak menelan korban jiwa dari warga negara Australia.

2.7 Krisis Moneter 1997

Krisis moneter yang terjadi di Indonesia pada pertengahan tahun 1997 merupakan awal lumpuhnya kegiatan ekonomi karena menyebabkan nilai tukar rupiah melemah, inflasi yang tidak terkendali, pertumbuhan ekonomi menurun, meningkatnya pengangguran dan hutang luar negeri yang bertambah. Di tengah-tengah krisis ekonomi yang melanda Indonesia ini membuat sektor pariwisata yang menjadi sektor andalan Indonesia terkena dampak negatif. Hal ini terlihat pada penurunan jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke obyek-obyek wisata di Indonesia. Faktor utama penyebab menurunnya jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Indonesia karena terjadi kerusuhan yang melanda beberapa kota pada pertengahan Mei 1998. Kemudian diperparah lagi dengan meningkatnya kriminalitas, situasi politik yang belum stabil dan iklim usaha yang tidak pasti membuat citra Indonesia buruk di mata dunia sebagai negara yang tidak aman (Kompasiana.com).

2.8 Bom Bali I dan II

Bali merupakan ikon pariwisata Indonesia di mata dunia. Bali merupakan pusat pariwisata di Indonesia dan juga sebagai salah satu daerah tujuan wisata terkemuka di dunia. Bali dikenal para wisatawan karena memiliki potensi alam yang indah antara lain iklim yang tropis, gunung, danau serta pantai. Peranan pariwisata yang besar ini tentu saja menjadi salah satu penyumbang devisa negara terbesar diantaranya devisa yang diterima tahun 2000 adalah 5.748,80 juta Dollar AS. Pada tahun 2002 dan 2003, meskipun mengalami tragedi Bom Bali I, nilai devisa masih tetap tinggi, yaitu US\$ 4.496 Milyar tahun 2002 dan US\$ 4.307 Milyar tahun 2003.

Bom Bali I merupakan rangkaian tiga peristiwa pengeboman yang terjadi pada tanggal 12 Oktober 2002 di Paddy's Pub, Sari Club dan Kantor Konsulat Amerika Serikat. Tercatat 202 korban jiwa dan 209 orang luka-luka atau cedera,

kebanyakan korban merupakan wisatawan asing yang berkunjung ke lokasi tersebut (Wikipedia.org). Tentu saja hal ini menyebabkan penurunan jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Indonesia khususnya Bali, tercatat pada bulan November jumlah wisatawan asing mengalami penurunan yang drastis mencapai 35.107 wisatawan sedangkan bulan September mencapai 156.923 wisatawan. Penurunan ini juga mengakibatkan pada penurunan jumlah wisatawan asing yang berkunjung ke Indonesia secara total dari 379.569 pada September, 305.670 pada Oktober dan 240.817 pada November 2002.

Pada 1 Oktober 2005, Bali diguncang lagi oleh bom, yaitu sebuah seri pengeboman yang terjadi di Bali tepatnya di Kuta dan Jimbaran yang menyebabkan 23 orang tewas dan 196 lainnya luka-luka. Meskipun tidak separah Bom Bali I, tetapi kejadian ini juga mengakibatkan penurunan jumlah wisatawan asing yang berkunjung ke Indonesia (Wikipedia.org).

2.9 Bencana Tsunami di Aceh dan Gempa Bumi Sumatera Barat

Indonesia merupakan negara dengan intensitas bencana yang cukup tinggi. Bencana alam yang sering terjadi di Indonesia diantaranya seperti gempa bumi, tsunami, letusan gunung berapi, tanah longsor, banjir dan angin puting beliung. Bencana gempa bumi dan tsunami di Aceh pada 26 Desember 2004 merupakan salah satu bencana alam dahsyat di Indonesia bahkan di dunia untuk kurun waktu 40 tahun terakhir. Gempa berkekuatan 9,3 Skala Richter ini menelan 126 ribu jiwa dan lebih dari 30 ribu lainnya dinyatakan hilang. Wilayah yang paling parah terkena dampak bencana gempa bumi dan tsunami adalah Meulaboh dan Banda Aceh. Hampir 50% bangunan di wilayah tersebut hancur terkena dampak gempa bumi yang diikuti gelombang tsunami setinggi 9 meter (Wikipedia.org).

Indonesia merupakan salah satu negara yang memiliki frekuensi terjadinya gempa bumi yang cukup tinggi, hal ini disebabkan letak geografis Indonesia yang terletak dalam jalur *ring of fire* kawasan Pasifik sehingga sering mengalami gempa bumi. Gempa bumi besar yang melanda Indonesia kembali pada 30 September 2009 adalah gempa bumi Sumatera Barat dengan kekuatan 7,6 Skala Richter di lepas pantai Sumatera Barat. Gempa ini menyebabkan kerusakan

parah di beberapa wilayah di Sumatera Barat seperti Kabupaten Padang Pariaman, Kota Padang, Kabupaten Pesisir Selatan, Kota Pariaman, Kota Bukittinggi, Kota Padang Panjang, Kabupaten Agam, Kota Solok dan Kabupaten Pasaman Barat. Setidaknya 6.234 orang tewas, 1.214 korban luka berat dan 1.688 korban luka ringan (Wikipedia.org).

2.10 Peramalan Wisatawan Mancanegara

Pariwisata adalah salah satu penggerak perekonomian yang mampu memberikan kontribusi dalam menghasilkan devisa untuk kemakmuran suatu negara. Pemodelan dan peramalan banyaknya kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia diharapkan dapat mengembangkan sektor pariwisata di daerah pintu masuk wisatawan mancanegara agar dapat meningkatkan Pendapatan Asli Daerah (PAD). Berbagai penelitian tentang pemodelan dan peramalan wisatawan mancanegara telah banyak dilakukan baik di dalam negeri maupun luar negeri. Penelitian tersebut tentunya menggunakan berbagai metode baik univariat, multivariat maupun *space-time*.

Penelitian yang dilakukan di dalam negeri diantaranya Rahmi dan Wulandari (2012) mengenai peramalan jumlah wisatawan mancanegara yang masuk melalui pintu kedatangan bandara Soekarno-Hatta dan Juanda dengan menggunakan model ARIMA Box-Jenkins dan intervensi. Nuvitasari (2009) meneliti analisis intervensi multi input fungsi *step* dan *pulse* untuk peramalan kunjungan wisatawan ke Indonesia. Wutsqa dan Suhartono (2010) meramalkan deret waktu multivariat *seasonal* pada data pariwisata dengan model VAR-GSTAR. Prastuti (2014) melakukan penelitian tentang model GSTAR-SUR musiman untuk peramalan jumlah wisatawan mancanegara di empat lokasi wisata di Indonesia.

Sedangkan peramalan wisatawan mancanegara di luar negeri diantaranya Goh dan Law (2002) meneliti tentang pemodelan dan peramalan permintaan wisatawan mancanegara dengan model *seasonal* non stasioner dan intervensi. Song dan Witt (2006) mengenai peramalan wisatawan mancanegara ke Macau dengan menggunakan model VAR. Athanasopoulos dan Hyndman (2008) mengenai pemodelan dan peramalan wisatawan domestik Australia dengan

menggunakan model *state space*. Athanasopoulos dan Silva (2010) melakukan peramalan tentang kedatangan wisatawan mancanegara ke Australia dan New Zealand dengan menggunakan *multivariate exponential smoothing*.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini akan dibahas tentang metodologi penelitian yang meliputi sumber data, variabel yang digunakan dan tahapan-tahapan dalam penelitian ini untuk menjawab tujuan penelitian.

3.1 Sumber Data

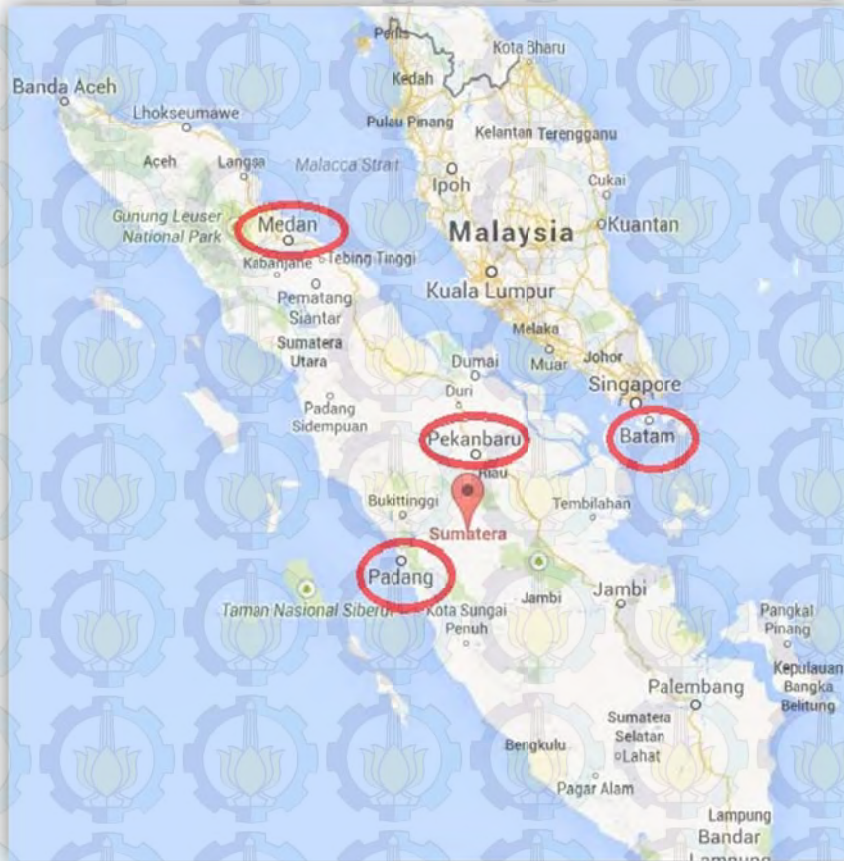
Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari publikasi Statistik Kunjungan Wisatawan Mancanegara di Indonesia yang diterbitkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS). Data yang digunakan terdiri dari dua wilayah, wilayah Sumatera mulai Januari 1998 sampai dengan Desember 2013 dan wilayah Jawa-Bali mulai Januari 1994 sampai Desember 2013. Sehingga jumlah *series* data yang digunakan adalah 192 dan 240 *series*. Data wisatawan mancanegara pada penelitian ini yang masuk ke Indonesia melalui 7 pintu masuk utama. Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *in sample* dan *out sample*. Data *in sample* digunakan sebagai data *training* mulai Januari 1998 sampai Desember 2012 dan Januari 1994 sampai Desember 2012. Sedangkan data *out sample* digunakan sebagai data *testing* mulai Januari 2013 sampai Desember 2013.

3.2 Variabel Penelitian dan Variabel Intervensi

Berdasarkan latar belakang dan tujuan penelitian, maka variabel penelitian yang akan digunakan adalah jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia melalui 8 pintu masuk, yaitu Bandara Polonia Medan, Bandara Minangkabau Padang, Bandara Sultan Syarif Kasim II Pekanbaru, Batam untuk wilayah Sumatera dan Bandara Soekarno-Hatta Jakarta, Bandara Juanda Surabaya, Bandara Ngurah Rai Denpasar untuk wilayah Jawa-Bali.

Variabel intervensi untuk wilayah Sumatera yang digunakan ada empat. Variabel intervensi I adalah insiden Bom Bali I Oktober 2002 yang merupakan fungsi *pulse*. Intervensi II adalah Bencana Tsunami Aceh Desember 2004 yang

merupakan fungsi *pulse* dan insiden Bom Bali II Oktober 2005 sebagai intervensi III. Intervensi IV adalah Bencana Gempa Bumi Sumatera Barat September 2009 yang merupakan fungsi *pulse*.



Gambar 3.1 Peta Lokasi Penelitian di Empat Pintu Masuk Wisatawan Mancanegara Wilayah Sumatera

Sedangkan variabel intervensi untuk wilayah Jawa-Bali ada tiga, yaitu variabel intervensi I adalah krisis moneter Juli 1997 yang merupakan fungsi *step*, intervensi II adalah insiden Bom Bali I Oktober 2002 yang merupakan fungsi *pulse* dan insiden Bom Bali II Oktober 2005 merupakan intervensi III.



Gambar 3.2 Peta Lokasi Penelitian di Tiga Pintu Masuk Wisatawan Mancanegara Wilayah Jawa-Bali

3.3 Metode Analisis

Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi kajian simulasi dan terapan. Kajian simulasi meliputi data musiman serta gabungan data musiman dan nonmusiman. Kemudian dilanjutkan dengan kajian terapan dengan menggunakan metode GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.

3.3.1 Kajian Simulasi

Kajian simulasi yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan model GSTARX dengan metode OLS dan GLS pada data musiman dan gabungan dari data musiman dan nonmusiman. Bobot yang digunakan adalah bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Berikut ini langkah-langkah pembentukan model GSTARX dengan metode OLS dan GLS pada data simulasi adalah sebagai berikut :

- Membangkitkan *residual* data dari tiga lokasi dengan jumlah sampel masing-masing 300 ($n = 300$) yang berdistribusi multivariat normal dengan rata-rata sama dengan nol dan matriks varians-kovarians $E(\epsilon\epsilon') = \Omega$.
- Koefisien parameter yang digunakan dalam model GSTARX ($[12]_1$) dan GSTARX ($[1,12]_1$) yang sesuai dengan syarat stasioner parameter model GSTAR, yaitu nilai eigen parameter kurang dari satu, sehingga dapat dituliskan

$|\lambda I - \Phi| = 0$, $|\Phi| = |\lambda I|$, dengan $|\lambda_i| < 1$. Parameter yang digunakan adalah sebagai berikut :

i. Model GSTARX $([12]_1)$

$$\Phi_{12} = \begin{bmatrix} 0,15 & 0,30 & 0,30 \\ 0,25 & 0,20 & 0,25 \\ 0,20 & 0,20 & 0,10 \end{bmatrix}$$

ii. Model GSTARX $([1,12]_1)$

$$\Phi_1 = \begin{bmatrix} 0,15 & -0,30 & -0,30 \\ -0,25 & 0,45 & -0,25 \\ -0,20 & -0,20 & 0,40 \end{bmatrix}$$

$$\Phi_{12} = \begin{bmatrix} 0,20 & 0,25 & 0,25 \\ 0,30 & 0,15 & 0,30 \\ 0,40 & 0,40 & 0,25 \end{bmatrix}$$

c. Data *residual* untuk masing-masing model GSTARX $([12]_1)$ dan GSTARX

$([1,12]_1)$ yang dibangkitkan terdiri dari enam studi kasus, yaitu :

1) *Residual* antar lokasi tidak saling berkorelasi, dengan varians sama $\sigma_{ii} = \sigma_{jj}$ dengan $i, j = 1, 2, 3$ untuk semua $i \neq j$. Matriks varians-kovarians *residual* pada studi kasus pertama adalah :

i. Model GSTARX $([12]_1)$:

$$E(\epsilon\epsilon') = \begin{bmatrix} 0,50 & 0,00 & 0,00 \\ 0,00 & 0,50 & 0,00 \\ 0,00 & 0,00 & 0,50 \end{bmatrix}$$

ii. Model GSTARX $([1,12]_1)$:

$$E(\epsilon\epsilon') = \begin{bmatrix} 0,75 & 0,00 & 0,00 \\ 0,00 & 0,75 & 0,00 \\ 0,00 & 0,00 & 0,75 \end{bmatrix}$$

2) *Residual* antar lokasi tidak saling berkorelasi, dengan varians berbeda $\sigma_{ii} \neq \sigma_{jj}$ dengan $i, j = 1, 2, 3$ untuk semua $i \neq j$. Matriks varians-kovarians *residual* pada studi kasus kedua adalah :

i. Model GSTARX $([12]_1)$:

$$E(\epsilon\epsilon') = \begin{bmatrix} 0,20 & 0,00 & 0,00 \\ 0,00 & 0,40 & 0,00 \\ 0,00 & 0,00 & 0,60 \end{bmatrix}$$

ii. Model GSTARX ([1,12]₁) :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,30 & 0,00 & 0,00 \\ 0,00 & 0,45 & 0,00 \\ 0,00 & 0,00 & 0,60 \end{bmatrix}$$

3) *Residual* antar lokasi saling berkorelasi dengan varians sama $\sigma_{ii} = \sigma_{jj}$ dengan $i, j = 1, 2, 3$ untuk semua $i \neq j$. Matriks varians-kovarians *residual* pada studi kasus ketiga adalah :

i. Model GSTARX ([12]₁) :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,40 & 0,10 & 0,35 \\ 0,10 & 0,40 & 0,23 \\ 0,35 & 0,23 & 0,40 \end{bmatrix}$$

ii. Model GSTARX ([1,12]₁) :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,65 & 0,16 & 0,42 \\ 0,16 & 0,65 & 0,54 \\ 0,42 & 0,54 & 0,65 \end{bmatrix}$$

4) *Residual* antar lokasi semuanya saling berkorelasi dengan varians yang berbeda $\sigma_{ii} \neq \sigma_{jj}$ dengan $i, j = 1, 2, 3$ untuk semua $i \neq j$. Matriks varians-kovarians *residual* pada studi kasus kelima adalah :

i. Model GSTARX ([12]₁) :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,64 & 0,12 & 0,24 \\ 0,12 & 0,54 & 0,44 \\ 0,24 & 0,44 & 0,72 \end{bmatrix}$$

ii. Model GSTARX ([1,12]₁) :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,96 & 0,54 & 0,30 \\ 0,54 & 0,45 & 0,26 \\ 0,30 & 0,26 & 0,33 \end{bmatrix}$$

5) *Residual* antar lokasi tidak semua saling berkorelasi dengan varians sama $\sigma_{ii} = \sigma_{jj}$ dengan $i, j = 1, 2, 3$ untuk semua $i \neq j$. Matriks varians-kovarians *residual* pada studi kasus keempat adalah :

i. Model GSTARX ([12]₁) :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 1,00 & 0,00 & 0,35 \\ 0,00 & 1,00 & 0,00 \\ 0,35 & 0,00 & 1,00 \end{bmatrix}$$

ii. Model GSTARX $([1,12]_1)$:

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,90 & 0,00 & 0,18 \\ 0,00 & 0,90 & 0,34 \\ 0,18 & 0,34 & 0,90 \end{bmatrix}$$

6) *Residual* antar lokasi hanya beberapa persamaan saja yang saling berkorelasi dengan varians yang berbeda $\sigma_{ii} \neq \sigma_{jj}$ dengan $i, j = 1, 2, 3$ untuk semua $i \neq j$. Matriks varians-kovarians *residual* pada studi kasus kelima adalah :

i. Model GSTARX $([12]_1)$:

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,32 & 0,25 & 0,00 \\ 0,25 & 0,48 & 0,38 \\ 0,00 & 0,38 & 0,78 \end{bmatrix}$$

ii. Model GSTARX $([1,12]_1)$:

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,68 & 0,30 & 0,44 \\ 0,30 & 0,75 & 0,00 \\ 0,44 & 0,00 & 0,88 \end{bmatrix}$$

d. Melakukan evaluasi validasi terhadap *residual* yang dibangkitkan terhadap skenario studi kasus yang ditentukan sebelumnya.

e. Mendapatkan data *series* $Z_{i,t}$ dari ketiga lokasi dengan jumlah sampel 300.

f. Mendapatkan data *series* $Z_{i,t}$ ketiga lokasi dengan efek intervensi (X). Efek intervensi pada penelitian ini dibagi menjadi empat skenario dimana nilai $r = 0$ untuk semua skenario bertujuan agar efek dari intervensi lag-nya terbatas sehingga bisa diketahui lag yang berpengaruh. Skenario efek intervensi yang digunakan adalah :

i. Efek sama semua lokasi dengan $b = s = 0$

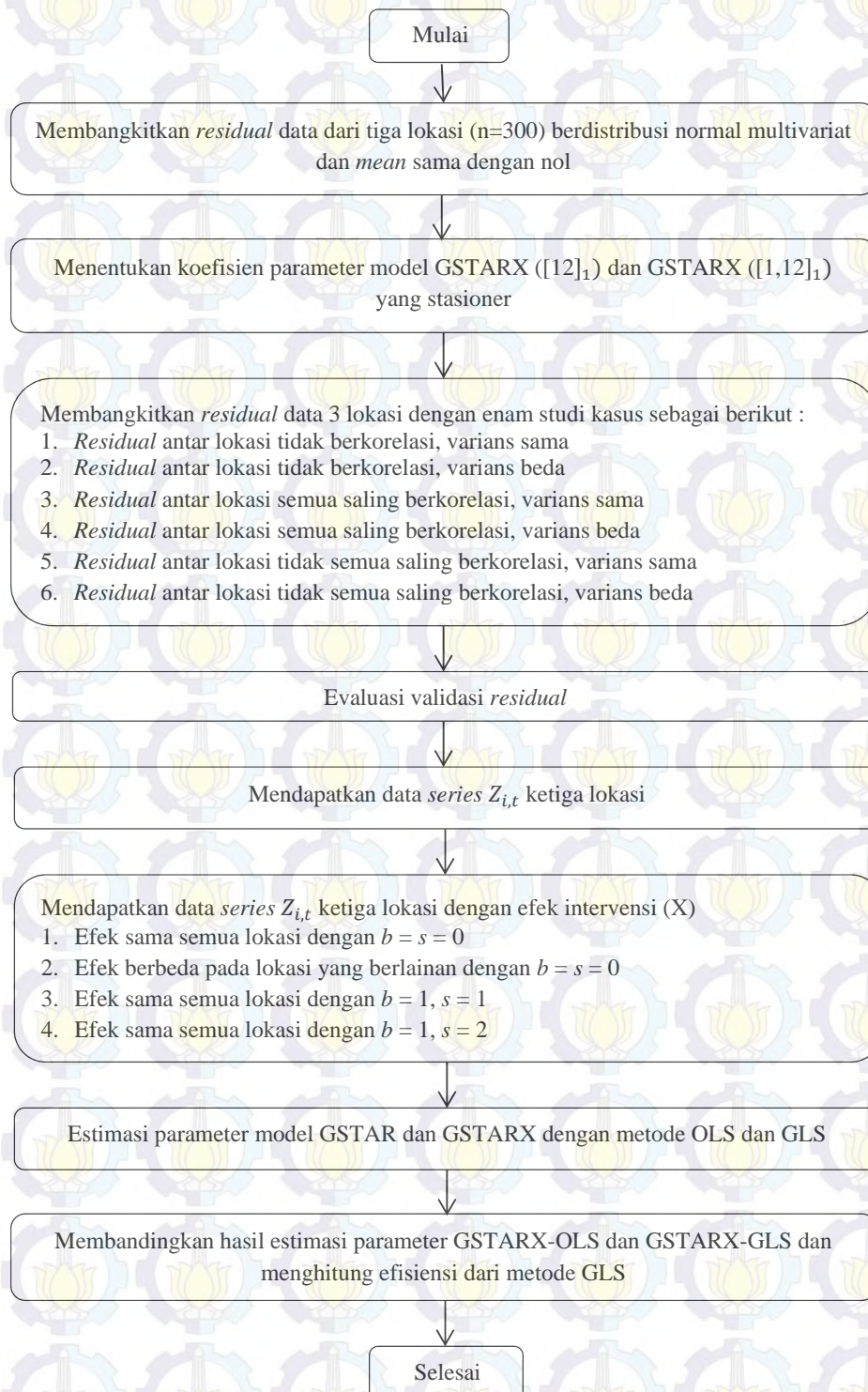
ii. Efek berbeda pada lokasi yang berlainan dengan $b = s = 0$

iii. Efek sama semua lokasi dengan $b = 1, s = 1$

iv. Efek sama semua lokasi dengan $b = 1, s = 2$

g. Mengestimasi parameter model GSTARX dengan metode OLS dan GLS

h. Membandingkan hasil estimasi parameter model GSTARX dengan metode OLS dan GLS serta menghitung nilai efisiensi dari metode GLS.



Gambar 3.3 Diagram Alir Kajian Simulasi

3.3.2 Kajian Terapan

Pemodelan GSTARX pada data wisatawan mancanegara dengan melibatkan variabel prediktor X melalui beberapa tahapan sehingga terbentuknya model GSTARX. Berikut ini langkah-langkah dalam pembentukan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada data wisatawan mancanegara :

1. Melakukan analisa deskriptif terhadap data wisatawan mancanegara empat kota di wilayah Sumatera, yaitu Medan, Padang, Pekanbaru, Batam dan tiga kota di wilayah Jawa-Bali, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar.
2. Identifikasi
 - a. Melakukan identifikasi awal terhadap data wisatawan mancanegara, yaitu pola data dari semua lokasi dengan *time series plot* dan *box-plot*.
 - b. Melakukan identifikasi orde b_i, s_i, r_i dari variabel intervensi X di lokasi i pada data *insample*, dimana i menunjukkan keempat lokasi yang menjadi pengamatan penelitian di wilayah Sumatera, $i = 1, 2, 3, 4$ dan $i = 1, 2, 3$ untuk wilayah Jawa-Bali. Selanjutnya melakukan identifikasi untuk model intervensi secara univariat dengan tahapan sebagai berikut :
 - i. Membagi data runtun waktu menjadi $k+1$ bagian, dimana k adalah dampak dari intervensi yang akan diteliti.
 - a) Bagian 1 adalah data sebelum terjadi intervensi pertama dengan n_0 periode waktu pengamatan, yaitu $t = 1, 2, \dots, T_1 - 1$. Dinotasikan dengan Y_{0t} .
 - b) Bagian 2 adalah data dari intervensi pertama sampai sebelum intervensi kedua dengan n_1 periode waktu pengamatan, yaitu $t = T_1, T_1 + 1, T_2 + 1, \dots, T_2 - 1$. Dinotasikan dengan Y_{1t} .
 - c) Bagian $k+1$ adalah data dari intervensi ke- k sampai data terakhir dengan n_k periode waktu pengamatan, yaitu $t = T_k, T_k + 1, T_k + 1, \dots, n$. Dinotasikan dengan Y_{kt} .
 - ii. Pemodelan intervensi pertama
 - a) Mendapatkan model ARIMA yang sesuai untuk data sebelum intervensi pertama (Y_{0t}) dengan persamaan :

$$Y_{0t} = \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t$$

Kemudian melakukan peramalan pada data kedua (Y_{1t}) dengan menggunakan model ARIMA yang diperoleh, ramalan yang diperoleh adalah sebagai berikut :

$$\hat{Y}_{T_1}, \hat{Y}_{T_1+1}, \dots, \hat{Y}_{T_1+n_1-1}$$

- b) Menghitung nilai respon pada intervensi pertama atau Y_{1t}^* yang merupakan residual dari data pada periode $t = T_1, T_1 + 1, T_2 + 1, \dots, T_2 - 1$ berdasarkan hasil ramalan dari model ARIMA pada tahap pertama. Nilai respon pada intervensi pertama yang dihasilkan adalah :

$$Y_{T_1}^*, Y_{T_1+1}^*, \dots, Y_{T_2-1}^*$$

Kemudian menentukan orde b_1, s_1, r_1 untuk intervensi pertama berdasarkan plot nilai respon $Y_{T_1}^*, Y_{T_1+1}^*, \dots, Y_{T_2-1}^*$ dan selang kepercayaan dengan batas $\pm 3\hat{\sigma}_{a_0}$ dengan $\hat{\sigma}_{a_0}$ adalah *Root Mean Square Error* (RMSE) dari model ARIMA sebelumnya.

- c) Melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi model intervensi yang pertama. Kemudian cek diagnosa terhadap residual apakah sudah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Setelah semua asumsi terpenuhi maka didapatkan model intervensi yang pertama adalah :

$$Y_t = \frac{\omega_{s_1}(B)}{\delta_{r_1}(B)} B^{b_1} X_{1t} + \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t$$

- iii. Pemodelan intervensi ke- m , dengan $m = 2, 3, \dots, k$

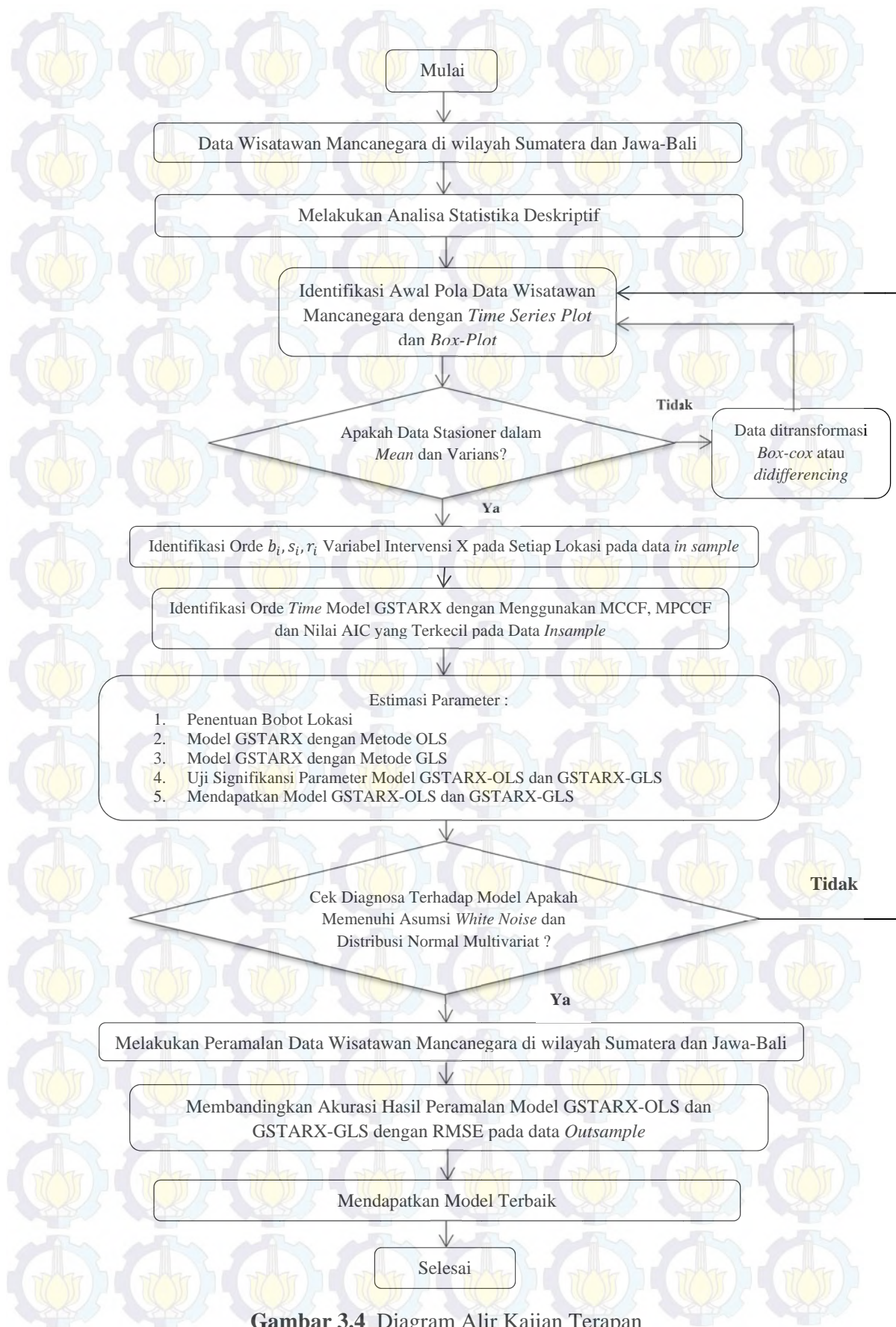
Dengan langkah yang sama seperti dalam penentuan model intervensi pertama maka akan didapatkan model intervensi selanjutnya. Hasil dari semua tahapan ini adalah suatu model intervensi ganda (multi input) sebagai berikut :

$$Y_t = \sum_{j=1}^k \frac{\omega_j(B)B^{b_j}}{\delta_j(B)} X_{jt} + \frac{\theta_q(B)\Theta_Q(B^S)}{\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D} a_t$$

- c. Melakukan identifikasi orde *time* (waktu) dan orde spasial

- i. Orde spasial yang digunakan adalah 1
 - ii. Menentukan orde *time* dengan menggunakan plot MCCF dan MPCCF dari data yang sudah stasioner dan menggunakan nilai AIC terkecil dari model.
3. Melakukan estimasi parameter dengan tahapan sebagai berikut :
 - a. Menentukan bobot lokasi menggunakan bobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial
 - b. Mengestimasi parameter model GSTARX dengan menggunakan metode OLS
 - c. Mengestimasi parameter model GSTARX dengan menggunakan metode GLS
 - d. Menguji signifikansi parameter model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS
 - e. Mendapatkan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS
4. Melakukan cek diagnosa terhadap model yang didapatkan dengan pengujian asumsi *white noise* menggunakan *minimum* AIC (nilai AIC terkecil) dan asumsi multivariat normal dari *residual*.
5. Melakukan peramalan terhadap data wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali untuk satu tahun kedepan.
6. Membandingkan akurasi hasil peramalan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan menggunakan kriteria kebaikan RMSE pada data *outsample*.
7. Mendapatkan model terbaik.

Berikut ini disajikan diagram alir dari langkah-langkah kajian terapan di atas :



Gambar 3.4 Diagram Alir Kajian Terapan

3.4 Struktur Data

Struktur data dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 3.1 dan 3.2 berikut ini :

Tabel 3.1 Struktur Data Penelitian Jumlah Wisman Empat Lokasi di Sumatera

t	Bulan	Tahun	$Y_{1,t}$	$Y_{2,t}$	$Y_{3,t}$	$Y_{4,t}$	$X_{1,t}$	$X_{2,t}$	$X_{3,t}$	$X_{4,t}$
1	1	1998	$Y_{1,1}$	$Y_{2,1}$	$Y_{3,1}$	$Y_{4,1}$	0	0	0	0
2	2	1998	$Y_{1,2}$	$Y_{2,2}$	$Y_{3,2}$	$Y_{4,2}$	0	0	0	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
57	9	2002	$Y_{1,57}$	$Y_{2,57}$	$Y_{3,57}$	$Y_{4,57}$	0	0	0	0
58	10	2002	$Y_{1,58}$	$Y_{2,58}$	$Y_{3,58}$	$Y_{4,58}$	1	0	0	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
83	11	2004	$Y_{1,83}$	$Y_{2,83}$	$Y_{3,83}$	$Y_{4,83}$	0	0	0	0
84	12	2004	$Y_{1,84}$	$Y_{2,84}$	$Y_{3,84}$	$Y_{4,84}$	0	1	0	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
93	9	2005	$Y_{1,93}$	$Y_{2,93}$	$Y_{3,93}$	$Y_{4,93}$	0	0	0	0
94	10	2005	$Y_{1,94}$	$Y_{2,94}$	$Y_{3,94}$	$Y_{4,94}$	0	0	1	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
140	8	2009	$Y_{1,140}$	$Y_{2,140}$	$Y_{3,140}$	$Y_{4,140}$	0	0	0	0
141	9	2009	$Y_{1,141}$	$Y_{2,141}$	$Y_{3,141}$	$Y_{4,141}$	0	0	0	1
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
182	1	2013	$Y_{1,182}$	$Y_{2,182}$	$Y_{3,182}$	$Y_{4,182}$	0	0	0	0
183	2	2013	$Y_{1,183}$	$Y_{2,183}$	$Y_{3,183}$	$Y_{4,183}$	0	0	0	0
184	3	2013	$Y_{1,184}$	$Y_{2,184}$	$Y_{3,184}$	$Y_{4,184}$	0	0	0	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
192	12	2013	$Y_{1,192}$	$Y_{2,192}$	$Y_{3,192}$	$Y_{4,192}$	0	0	0	0

dengan :

$Y_{1,t}$: Jumlah Wisatawan Mancanegara melalui pintu masuk Polonia (Medan)

$Y_{2,t}$: Jumlah Wisatawan Mancanegara melalui pintu masuk BIM (Padang)

$Y_{3,t}$: Jumlah Wisatawan Mancanegara melalui pintu masuk Sultan Syarif Kasim II (Pekanbaru)

$Y_{4,t}$: Jumlah Wisatawan Mancanegara melalui pintu masuk Kota Batam

$X_{1,t}$: Bom Bali I Oktober 2002 sebagai intervensi I ($T = 58$)

$X_{2,t}$: Tsunami Aceh Desember 2004 sebagai intervensi III ($T = 84$)

$X_{3,t}$: Bom Bali II Oktober 2005 sebagai intervensi II ($T = 94$)

$X_{4,t}$: Gempa Bumi Sumatera Barat September 2009 sebagai intervensi IV ($T = 141$)

Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian Jumlah Wisman Tiga Lokasi di Jawa-Bali

t	Bulan	Tahun	$Y_{1,t}$	$Y_{2,t}$	$Y_{3,t}$	$X_{1,t}$	$X_{2,t}$	$X_{3,t}$
1	1	1994	$Y_{1,1}$	$Y_{2,1}$	$Y_{3,1}$	0	0	0
2	2	1994	$Y_{1,2}$	$Y_{2,2}$	$Y_{3,2}$	0	0	0
3	3	1994	$Y_{1,3}$	$Y_{2,3}$	$Y_{3,3}$	0	0	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
42	6	1997	$Y_{1,42}$	$Y_{2,42}$	$Y_{3,42}$	0	0	0
43	7	1997	$Y_{1,43}$	$Y_{2,43}$	$Y_{3,43}$	1	0	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
105	9	2002	$Y_{1,105}$	$Y_{2,105}$	$Y_{3,105}$	1	0	0
106	10	2002	$Y_{1,106}$	$Y_{2,106}$	$Y_{3,106}$	1	1	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
141	9	2005	$Y_{1,141}$	$Y_{2,141}$	$Y_{3,141}$	1	0	0
142	10	2005	$Y_{1,142}$	$Y_{2,142}$	$Y_{3,142}$	1	0	1
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
190	10	2009	$Y_{1,190}$	$Y_{2,190}$	$Y_{3,190}$	1	0	0
191	11	2009	$Y_{1,191}$	$Y_{2,191}$	$Y_{3,191}$	1	0	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
229	1	2013	$Y_{1,229}$	$Y_{2,229}$	$Y_{3,229}$	1	0	0
230	2	2013	$Y_{1,230}$	$Y_{2,230}$	$Y_{3,230}$	1	0	0
231	3	2013	$Y_{1,231}$	$Y_{2,231}$	$Y_{3,231}$	1	0	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
240	12	2013	$Y_{1,240}$	$Y_{2,240}$	$Y_{3,240}$	1	0	0

dengan :

$Y_{1,t}$: Jumlah Wisatawan Mancanegara melalui pintu masuk Soekarno-Hatta (Jakarta)

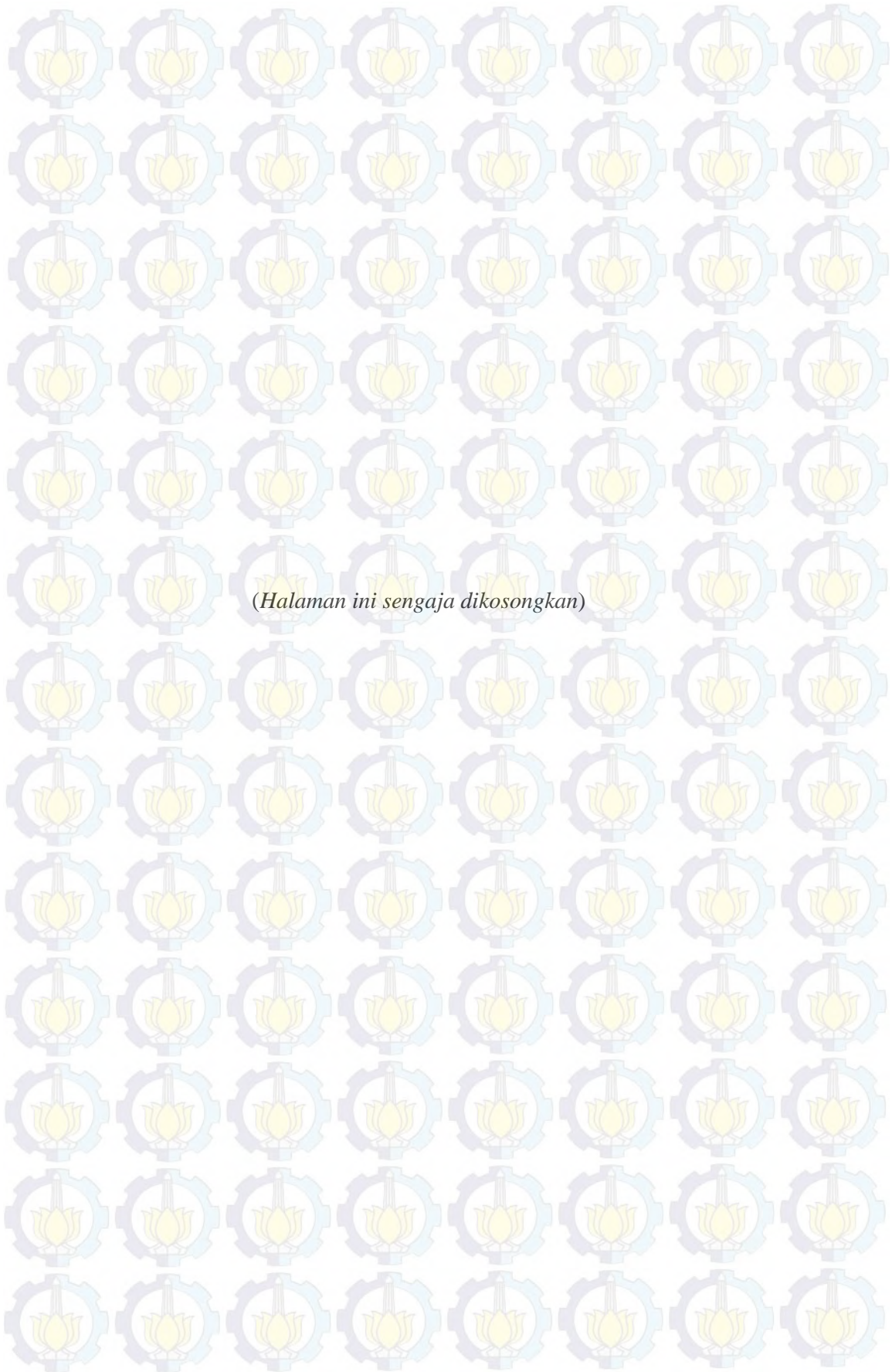
$Y_{2,t}$: Jumlah Wisatawan Mancanegara melalui pintu masuk Juanda (Surabaya)

$Y_{3,t}$: Jumlah Wisatawan Mancanegara melalui pintu masuk Ngurah Rai (Denpasar)

$X_{1,t}$: Krisis Moneter Juli 1997 sebagai intervensi I ($T = 43$)

$X_{2,t}$: Bom Bali I Oktober 2002 sebagai intervensi I ($T = 106$)

$X_{3,t}$: Bom Bali II Oktober 2005 sebagai intervensi II ($T = 142$)



BAB 4

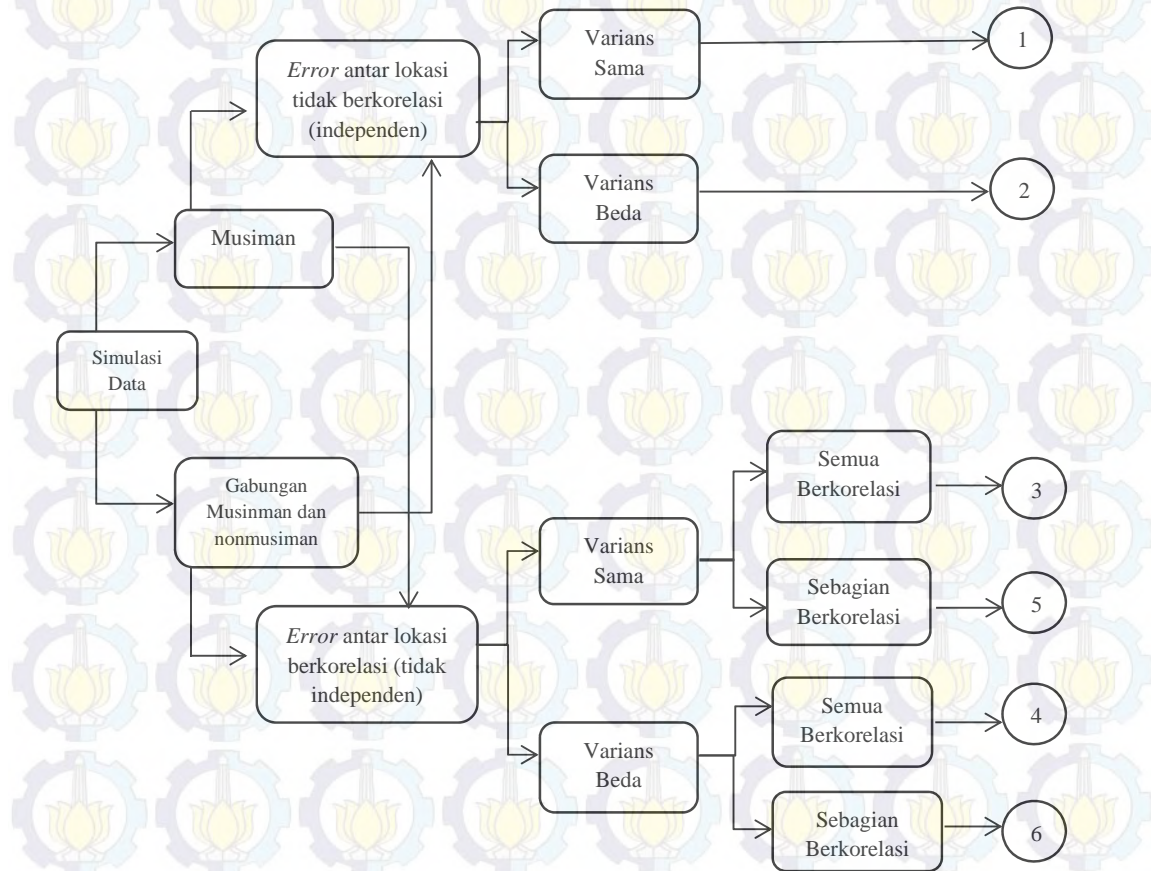
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dilakukan analisis dan pembahasan tentang GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan menggunakan data simulasi musiman serta gabungan musiman dan nonmusiman serta data wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali. Analisis dan pembahasan data simulasi meliputi pemodelan GSTARX dengan metode OLS dan GLS serta menghitung efisiensi GSTARX-GLS. Analisis dan pembahasan data wisatawan mancanegara meliputi karakteristik dari data, model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS serta meramalkan data wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera dan Jawa-Bali dengan adanya efek krisis moneter Juli 1997, Bom Bali I Oktober 2002, Bom Bali II Oktober 2005 dan beberapa bencana di Sumatera.

4.1 Pemodelan Data Simulasi Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

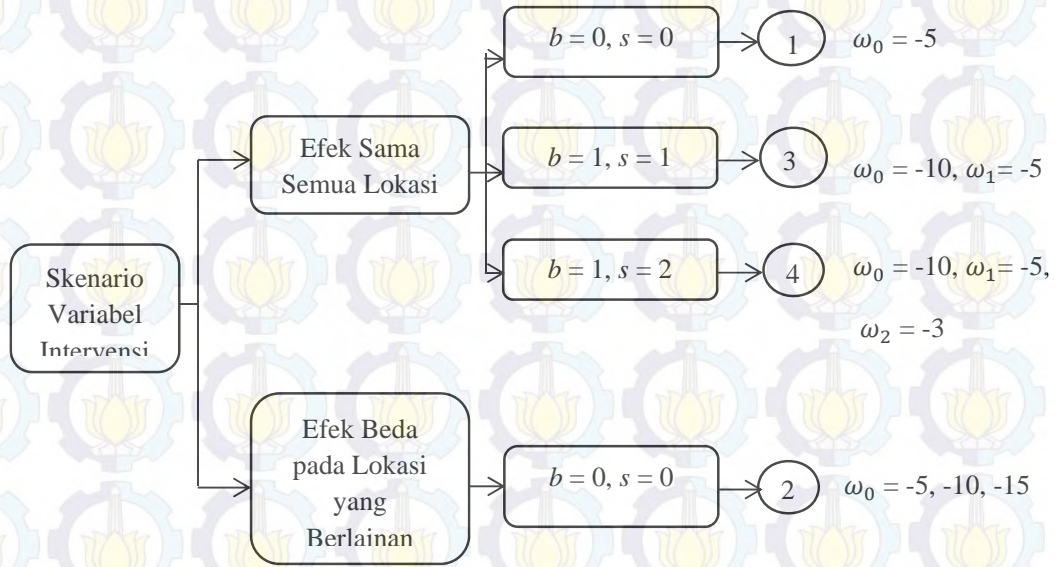
Pada bagian ini akan diberikan hasil kajian simulasi berkaitan dengan penerapan metode GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada data deret waktu yang bersifat musiman serta gabungan dari musiman dan nonmusiman. Studi simulasi ditujukan untuk membandingkan estimasi parameter GSTARX dengan metode OLS dan GLS. Pada bagian ini juga akan membuktikan bahwa estimasi parameter GSTARX dengan metode estimasi GLS lebih baik daripada menggunakan OLS dengan menghitung nilai efisiensi GLS dari nilai *standard error* estimasi parameter OLS dan GLS. Nilai matriks varians kovarians yang digunakan pada setiap studi simulasi telah dijelaskan pada bab sebelumnya (bab 3). Studi simulasi dilakukan dengan enam macam simulasi, yaitu *residual* tidak berkorelasi antar semua persamaan dengan matriks varians sama dan berbeda. Sedangkan skenario *residual* berkorelasi terdiri dari 4 kasus, yaitu *residual* saling berkorelasi antar semua persamaan dengan matriks varians sama dan berbeda, dan

sebagian *residual* berkorelasi antar persamaan dengan matriks varians sama dan berbeda. Skenario studi simulasi dapat dilihat pada Gambar 4.1 berikut ini :



Gambar 4.1 Diagram Skenario Simulasi

Setiap studi simulasi yang dilakukan adalah dengan membangkitkan data tiga lokasi yang memiliki kriteria sesuai dengan skenario simulasi. Variabel prediktor pada studi simulasi ini merupakan variabel intervensi. Pada pemodelannya dilakukan beberapa skenario, yaitu $r = 0$ untuk semua skenario. Nilai $r = 0$ pada GSTARX bertujuan untuk mencegah agar efek dari intervensi lag-nya terbatas, karena nilai r itu sendiri berakibat efek intervensinya sampai lag tak hingga, sehingga tidak bias diketahui lag yang berpengaruh (lebih parsimoni). Beberapa skenario variabel intervensi seperti pada Gambar 4.2 berikut ini :



Gambar 4.2 Diagram Skenario Variabel Intervensi

Pada studi simulasi ini juga dihitung nilai efisiensi dari GLS berdasarkan nilai *standard error* estimasi parameter dengan metode OLS dan GLS. Nilai efisiensi GLS didapat dari persamaan sebagai berikut :

$$\text{Efisiensi} \left(SE(\hat{\beta}) \right) = \frac{SE_{OLS}(\hat{\beta}) - SE_{GLS}(\hat{\beta})}{SE_{OLS}(\hat{\beta})} \times 100\%. \quad (4.1)$$

4.1.1 Pemodelan Data Simulasi Musiman

Model GSTARX ([12]₁) yang dibangkitkan secara umum dapat ditulis dalam bentuk sebagai berikut :

$$\mathbf{Z}_t = (\Phi_0^{12} + \Phi_1^{12}\mathbf{W})\mathbf{Z}_{t-12} + \beta_{i,INT}\mathbf{P}_t + \mathbf{e}_t \quad (4.2)$$

Jika diuraikan dalam bentuk matriks adalah sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10}^{12} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{20}^{12} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{30}^{12} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11}^{12} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{21}^{12} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{31}^{12} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & 0 & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \beta_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

dari persamaan matriks di atas akan didapatkan persamaan model GSTARX ([12]₁) sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{11}^{12} & \phi_{12}^{12} & \phi_{13}^{12} \\ \phi_{21}^{12} & \phi_{22}^{12} & \phi_{23}^{12} \\ \phi_{31}^{12} & \phi_{32}^{12} & \phi_{33}^{12} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{31} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

dengan : $\phi_{ii}^{12} = \phi_{i0}^{12}$, untuk $i = 1, 2, 3$

$\phi_{ij}^{12} = w_{ij}\phi_{i1}^{12}$, untuk $i, j = 1, 2, 3$ dimana $i \neq j$

Berdasarkan koefisien parameter yang telah ditentukan pada bab sebelumnya (bab 3) maka persamaan matriks pada (4.4) dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\Phi_{12} = \begin{bmatrix} 0,15 & 0,30 & 0,30 \\ 0,25 & 0,20 & 0,25 \\ 0,20 & 0,20 & 0,10 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

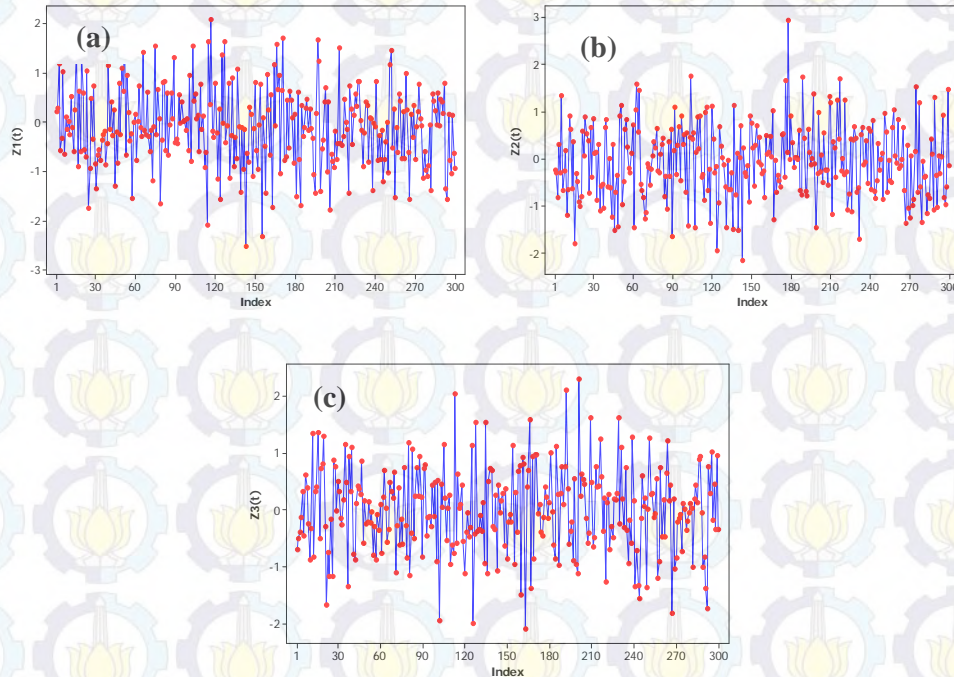
$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,15 & 0,30 & 0,30 \\ 0,25 & 0,20 & 0,25 \\ 0,20 & 0,20 & 0,10 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{31} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

Studi Simulasi 1.

Studi simulasi pertama adalah dengan membangkitkan data tiga lokasi dimana residual dari ketiga lokasi berdistribusi normal multivariat, rata-rata sama dengan nol (0) dan varians sama antar lokasi. Matriks varians-kovarians yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$E(\epsilon\epsilon') = \begin{bmatrix} 0,50 & 0,00 & 0,00 \\ 0,00 & 0,50 & 0,00 \\ 0,00 & 0,00 & 0,50 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

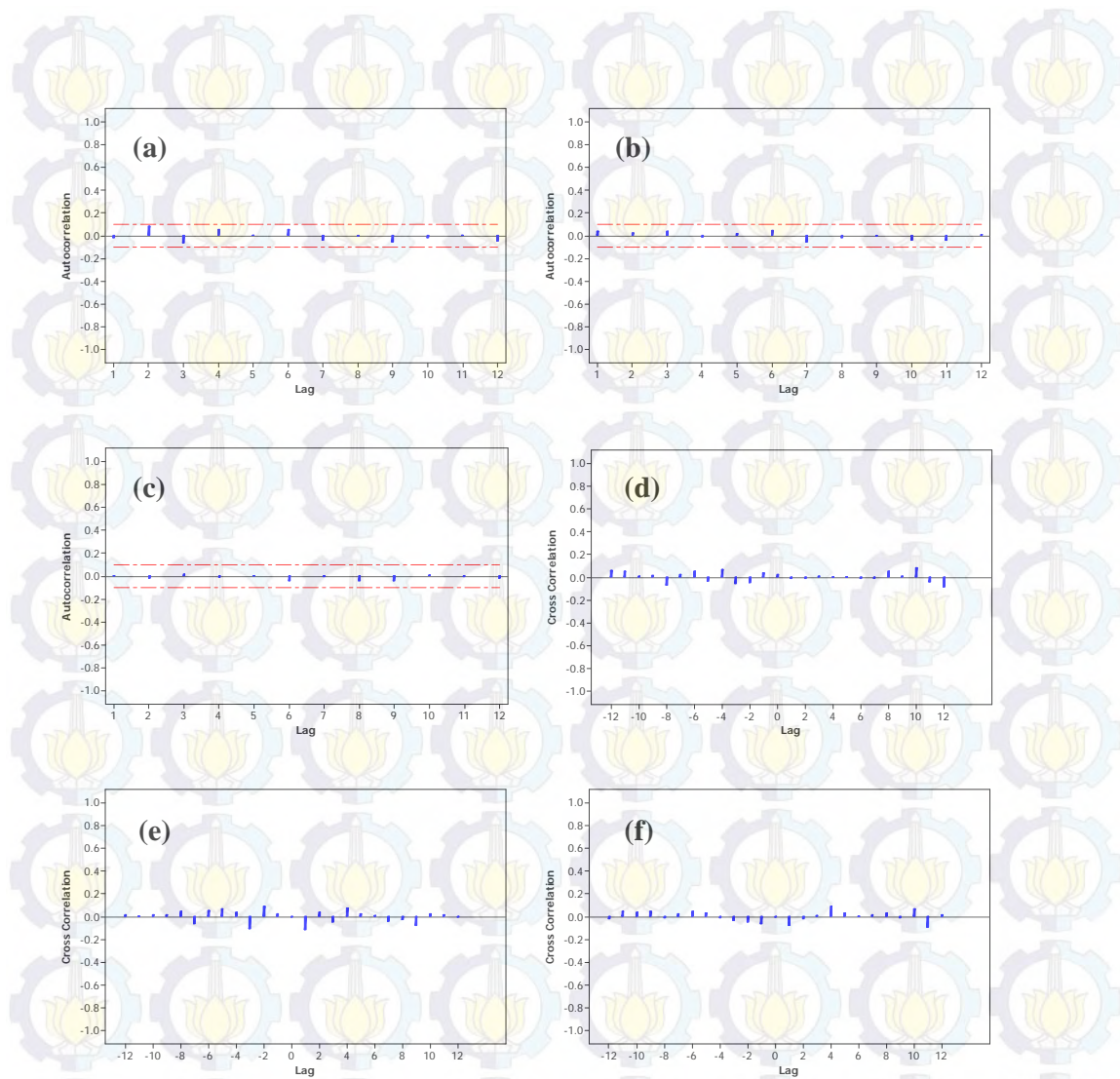
Plot *time series* dari simulasi pertama untuk tiga lokasi ditunjukkan pada Gambar 4.3. Berdasarkan Gambar 4.3 dapat diketahui bahwa data simulasi pertama menunjukkan pola musiman dengan periode musiman 12 ($S = 12$). Hal ini dapat dilihat dari plot *time series* yang memiliki pola pergerakan yang sama setiap periode 12.



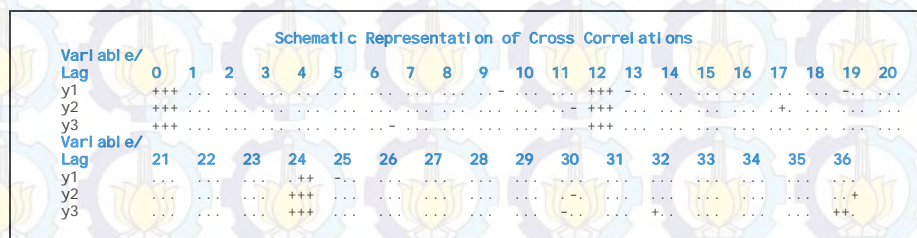
Gambar 4.3 Plot *Time Series* dari Data Tiga Lokasi Simulasi 1

Langkah awal adalah proses identifikasi stasioneritas terhadap data tiga lokasi tersebut yang dilakukan secara visual dengan memperhatikan plot ACF dan CCF yang terbentuk, seperti ditunjukkan pada Gambar 4.4. Batas interval pada plot CCF adalah ± 113 yang didapat dari $\pm(1,96/\sqrt{n})$.

Berdasarkan Gambar 4.4, plot ACF dan CCF tidak ada yang keluar batas interval, hal ini menunjukkan bahwa data sudah stasioner dan sesuai dengan skenario. Selain plot ACF dan CCF di atas, dilakukan pengecekan plot MCCF, MPCCF dan nilai *Minimum Information Criterion* (AIC) untuk menentukan orde model. Seperti ditunjukkan pada Gambar 4.5, 4.6 dan Tabel 4.1.



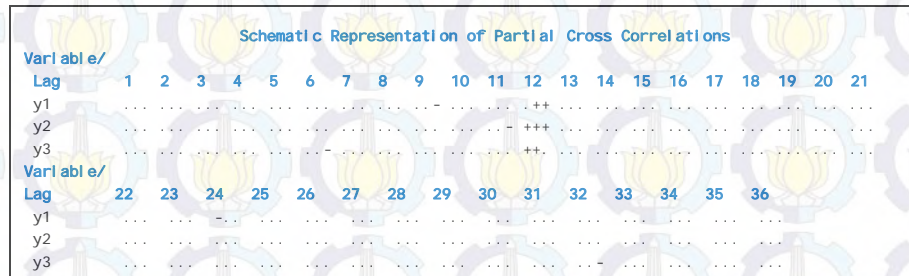
Gambar 4.4 Plot ACF (a) (b) (c) Tiga Lokasi dan Plot CCF (d) Lokasi 1 dan 2, (e) Lokasi 1 dan 3, (f) Lokasi 2 dan 3



Gambar 4.5 Plot MCCF dari Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 1

Berdasarkan Gambar 4.5 dapat diketahui bahwa lag yang signifikan pada plot MCCF adalah pada lag musiman, yaitu lag 12 dan 24. Sedangkan pada plot

MPCCF adalah signifikan pada lag 12, maka dapat diketahui bahwa orde dari model yang diduga adalah VARIMA (1,0,0)¹².



Gambar 4.6 Plot MPCCF dari Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 1

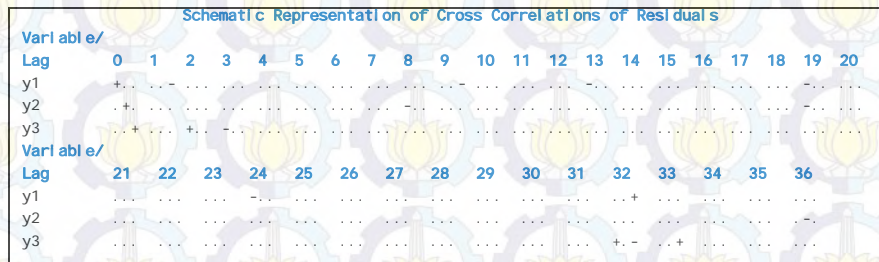
Selain melakukan pengecekan plot MCCF dan MPCCF, maka perlu dilakukan pengecekan terhadap nilai AIC dari model.

Tabel 4.1 Nilai AIC Model VARIMA Data Simulasi 1

Lag	MA(0)	MA(1)
AR(0)	-1,619	-1,548
AR(1)	-1,589	-1,506
AR(2)	-1,565	-1,485
AR(3)	-1,512	-1,447
AR(4)	-1,456	-1,416
AR(5)	-1,420	-1,397
AR(6)	-1,389	-1,328
AR(7)	-1,361	-1,300
AR(8)	-1,319	-1,258
AR(9)	-1,286	-1,224
AR(10)	-1,231	-1,169
AR(11)	-1,251	-1,189
AR(12)	-1,757	-1,695
AR(13)	-1,743	-1,680

Pada Tabel 4.1 menunjukkan bahwa nilai AIC terkecil dari model VARIMA adalah terletak di lag MA(0) dan AR(12). Sehingga model VARIMA yang diduga adalah sesuai dengan model yang diduga berdasarkan plot MCCF dan MPCCF, yaitu VARIMA (1,0,0)¹².

Nilai matriks varians-kovarians juga dapat dibuktikan dengan melihat plot *residual cross correlations* seperti pada Gambar 4.7 berikut ini :



Gambar 4.7 Plot *Residual Cross Correlations* Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 1

Berdasarkan Gambar 4.7 dapat dilihat bahwa pada lag ke-0 menunjukkan nilai matriks varians-kovarians. Tanda positif pada diagonal utama menyatakan bahwa nilai varians ketiga lokasi adalah sama, dalam hal ini nilai varians ketiga lokasi sama dengan 0,5. Sedangkan tanda titik pada matriks lag ke-0 menyatakan bahwa tidak ada korelasi antar lokasi.

Orde waktu yang digunakan dalam pemodelan GSTAR sama dengan orde dari model VARIMA. Orde spasial yang digunakan dalam pemodelan GSTAR dibatasi pada orde 1. Sehingga model GSTAR yang akan diestimasi adalah GSTAR $([12]_1)$.

Tabel 4.2 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,392	0,279	0,505	Valid dan sebanding
$r_{13}(12)$	0,344	0,231	0,457	
$r_{21}(12)$	0,293	0,180	0,407	Valid dan sebanding
$r_{23}(12)$	0,307	0,194	0,420	
$r_{31}(12)$	0,262	0,148	0,375	Valid dan sebanding
$r_{32}(12)$	0,294	0,181	0,407	

Pembobotan yang digunakan adalah bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Pembobotan ini dengan melihat tinggi rendahnya parsial korelasi silang antar lokasi pada data. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-12, $(r_{ij}(12))$ dengan $i, j = 1, 2, 3$ dan $i \neq j$. Taksiran interval yang digunakan untuk perhitungan batas bawah dan batas atas parsial korelasi silang adalah 95%.

Hasil normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial pada Tabel 4.2 menunjukkan bahwa parsial korelasi silang antar lokasi adalah valid dan sebanding. Hal ini berarti bahwa besarnya parsial korelasi silang antara lokasi kedua dan ketiga terhadap lokasi pertama adalah sama besar pada lag waktu ke-12. Begitu pula untuk parsial korelasi silang antar lokasi yang lain. Oleh karena itu, bobot yang sesuai pada data simulasi pertama adalah bobot seragam, yaitu sebagai berikut :

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0,5 & 0,5 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

Dengan menggunakan bobot lokasi di atas, diperoleh hasil estimasi parameter model GSTAR ([12]₁) dengan metode estimasi OLS dan GLS. Hasil koefisien parameter dari model GSTAR-OLS dan GSTAR-GLS adalah sama sehingga dari kedua model tersebut dapat ditulis dalam bentuk persamaan matriks seperti pada persamaan (4.9).

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,095 & 0,329 & 0,329 \\ 0,224 & 0,219 & 0,224 \\ 0,212 & 0,212 & 0,076 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

Koefisien parameter yang dihasilkan pada persamaan (4.9) relatif sama dengan koefisien pada persamaan (4.5).

Selain pemodelan GSTAR, data simulasi pertama juga akan dianalisis dengan model GSTARX (model GSTAR dengan suatu variabel prediktor). Pada data simulasi pertama diasumsikan bahwa terjadinya efek intervensi pada saat $T = 166$. Seperti halnya pemodelan GSTAR, koefisien parameter GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS adalah sama, maka model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dapat dituliskan dalam persamaan sebagai berikut berdasarkan Gambar 4.2 :

1. Skenario 1

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,083 & 0,332 & 0,332 \\ 0,231 & 0,177 & 0,231 \\ 0,214 & 0,214 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,400 & 0 & 0 \\ 0 & -4,579 & 0 \\ 0 & 0 & -4,512 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

2. Skenario 2

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,083 & 0,331 & 0,331 \\ 0,241 & 0,117 & 0,241 \\ 0,219 & 0,219 & 0,019 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,400 & 0 & 0 \\ 0 & -9,572 & 0 \\ 0 & 0 & -14,526 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

3. Skenario 3

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,062 & 0,335 & 0,335 \\ 0,243 & 0,103 & 0,243 \\ 0,216 & 0,216 & 0,036 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -10,402 & 0 & 0 \\ 0 & -9,570 & 0 \\ 0 & 0 & -9,520 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,621 & 0 & 0 \\ 0 & -5,437 & 0 \\ 0 & 0 & -5,140 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

4. Skenario 4

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,074 & 0,336 & 0,336 \\ 0,245 & 0,103 & 0,245 \\ 0,219 & 0,219 & 0,028 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -10,400 & 0 & 0 \\ 0 & -9,570 & 0 \\ 0 & 0 & -9,522 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,633 & 0 & 0 \\ 0 & -5,438 & 0 \\ 0 & 0 & -5,140 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -2,018 & 0 & 0 \\ 0 & -2,825 & 0 \\ 0 & 0 & -2,497 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

Setelah dilakukan simulasi model GSTAR dan GSTARX dengan menggunakan estimasi parameter OLS dan GLS, maka didapatkan perbandingan nilai *standard error* dan efisiensi GLS. Perbandingan *standard error* estimasi parameter dan efisiensi GLS pada model GSTAR dan GSTARX seperti pada Tabel 4.3.

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa data simulasi pertama dengan menggunakan metode estimasi OLS dan GLS menghasilkan nilai estimasi parameter dan *standard error* yang sama. Sehingga dapat dikatakan pada simulasi 1, metode estimasi OLS dan GLS sama baiknya.

Tabel 4.3 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 1

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTAR	ϕ_{10}^{12}	0,095	0,054	0,095	0,054	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,219	0,055	0,218	0,055	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,077	0,057	0,077	0,057	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,694	0,074	0,659	0,074	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,448	0,071	0,449	0,071	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,424	0,069	0,424	0,069	0,000
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^{12}	0,081	0,049	0,083	0,049	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,178	0,052	0,177	0,052	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,058	0,054	0,059	0,054	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,666	0,074	0,663	0,074	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,463	0,071	0,463	0,071	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,429	0,069	0,428	0,069	0,000
	β_{11}	-5,400	0,702	-5,400	0,702	0,000
	β_{21}	-4,579	0,707	-4,579	0,707	0,000
	β_{31}	-4,512	0,706	-4,512	0,706	0,000
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^{12}	0,081	0,049	0,083	0,049	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,117	0,044	0,117	0,044	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,018	0,037	0,019	0,037	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,665	0,074	0,662	0,074	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,483	0,071	0,482	0,071	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,441	0,068	0,439	0,068	0,000
	β_{11}	-5,400	0,702	-5,400	0,702	0,000
	β_{21}	-9,572	0,712	-9,572	0,712	0,000
	β_{31}	-14,526	0,707	-14,526	0,707	0,000
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^{12}	0,060	0,040	0,062	0,040	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,103	0,042	0,103	0,042	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,034	0,043	0,036	0,043	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,673	0,073	0,670	0,073	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,488	0,071	0,487	0,071	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,436	0,069	0,433	0,069	0,000
	β_{11}	-10,402	0,703	-10,402	0,703	0,000
	β_{21}	-9,570	0,714	-9,570	0,714	0,000
	β_{31}	-9,521	0,708	-9,520	0,708	0,000
	β_{12}	-5,618	0,705	-5,621	0,705	0,000
	β_{22}	-5,438	0,716	-5,437	0,716	0,000
	β_{32}	-5,140	0,708	-5,140	0,708	0,000

Tabel 4.3 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Simulasi 1

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^{12}	0,073	0,039	0,074	0,039	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,103	0,042	0,103	0,042	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,027	0,043	0,028	0,043	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,676	0,073	0,673	0,073	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,490	0,072	0,490	0,072	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,441	0,069	0,439	0,069	0,000
	β_{11}	-10,400	0,701	-10,400	0,701	0,000
	β_{21}	-9,569	0,715	-9,570	0,715	0,000
	β_{31}	-9,523	0,709	-9,522	0,709	0,000
	β_{12}	-5,630	0,702	-5,633	0,702	0,000
	β_{22}	-5,439	0,717	-5,438	0,717	0,000
	β_{32}	-5,140	0,709	-5,140	0,709	0,000
	β_{13}	-2,017	0,703	-2,018	0,703	0,000
	β_{23}	-2,825	0,717	-2,825	0,717	0,000
	β_{33}	-2,497	0,711	-2,497	0,711	0,000

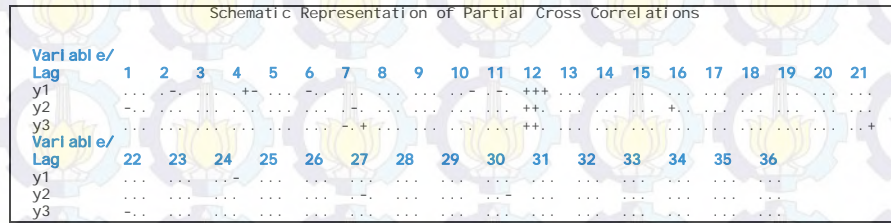
Studi Simulasi 2

Studi simulasi kedua hampir sama dengan simulasi pertama, yaitu membangkitkan data tiga lokasi dengan menggunakan distribusi normal multivariat, rata-rata sama dengan nol (0) dan varians beda. Matriks varians-kovarians simulasi kedua seperti persamaan berikut ini :

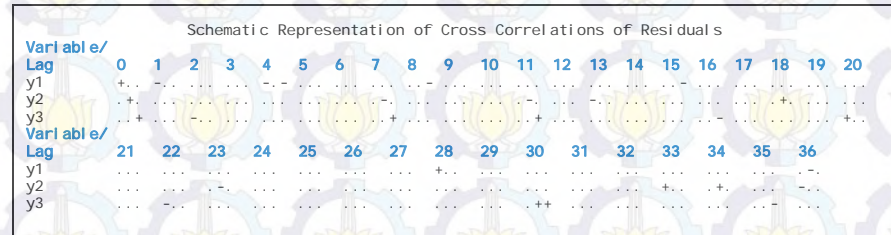
$$E(\epsilon\epsilon') = \begin{bmatrix} 0,20 & 0,00 & 0,00 \\ 0,00 & 0,40 & 0,00 \\ 0,00 & 0,00 & 0,60 \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

Plot MPCCF dari data simulasi kedua yang sudah stasioner ditampilkan pada Gambar 4.8 berikut ini.

Berdasarkan Gambar 4.8, dapat diketahui bahwa tanda yang muncul pada ketiga lokasi hanya pada lag ke-12 maka dapat diketahui bahwa orde dari model yang diduga adalah VARIMA (1,0,0)¹².



Gambar 4.8 Plot MPCCF Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 2



Gambar 4.9 Plot *Residual Cross Correlations* Data Tiga Lokasi untuk Simulasi 2

Plot *residual cross correlations* pada Gambar 4.9 menunjukkan bahwa tanda positif pada diagonal utama merupakan varians dari ketiga lokasi dimana varians ketiga lokasi adalah beda. Sedangkan tanda titik pada matriks lag ke-0 menyatakan bahwa tidak ada korelasi antar lokasi. Pada kasus ini nilai AIC sama dengan simulasi 1. Pembobot yang digunakan juga sama dengan simulasi 1. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-12, ($r_{ij}(12)$) dengan $i, j = 1, 2, 3$ dan $i \neq j$. Taksiran interval yang digunakan untuk perhitungan batas bawah dan batas atas parsial korelasi silang adalah 95% dapat dilihat pada Tabel 4.4

Tabel 4.4 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,444	0,331	0,557	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,485	0,372	0,598	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,323	0,210	0,436	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,327	0,214	0,441	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,158	0,045	0,271	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,113	0,0003	0,227	Sebanding

Hasil normalisasi inferensia statistik pada Tabel 4.4 menunjukkan bahwa parsial korelasi silang antar lokasi adalah valid dan sama (sebanding). Artinya,

besarnya parsial korelasi silang antara lokasi ke-2 dan ke-3 terhadap lokasi ke-1 adalah sama besar pada lag waktu ke-12. Begitu pula untuk parsial korelasi silang antar lokasi yang lain. Sehingga bobot yang sesuai untuk kasus ini adalah bobot seragam seperti pada persamaan (4.8). Dengan menggunakan bobot lokasi di atas, diperoleh hasil estimasi parameter model GSTAR ($[12]_1$) dengan metode estimasi OLS dan GLS. Hasil koefisien parameter dari model GSTAR-OLS dan GSTAR-GLS adalah sama sehingga dari kedua model tersebut dapat ditulis dalam bentuk persamaan matriks seperti pada persamaan (4.15).

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,203 & 0,301 & 0,301 \\ 0,261 & 0,198 & 0,261 \\ 0,109 & 0,109 & 0,099 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

Koefisien parameter yang dihasilkan pada persamaan (4.15) memiliki nilai yang relatif sama dengan koefisien pada persamaan (4.5). Pada simulasi 2 diasumsikan efek intervensi terjadi pada saat $T = 268$. Persamaan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada keempat skenario adalah sebagai berikut :

1. Skenario 1

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,179 & 0,304 & 0,304 \\ 0,271 & 0,173 & 0,271 \\ 0,110 & 0,110 & 0,108 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,281 & 0 & 0 \\ 0 & -5,518 & 0 \\ 0 & 0 & -5,523 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

2. Skenario 2

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,180 & 0,303 & 0,303 \\ 0,280 & 0,123 & 0,280 \\ 0,114 & 0,114 & 0,077 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,283 & 0 & 0 \\ 0 & -10,541 & 0 \\ 0 & 0 & -15,531 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

3. Skenario 3

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,115 & 0,313 & 0,313 \\ 0,281 & 0,114 & 0,281 \\ 0,107 & 0,107 & 0,105 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -9,182 & 0 & 0 \\ 0 & -10,543 & 0 \\ 0 & 0 & -10,519 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-12) \\ P_2^{(r)}(t-12) \\ P_3^{(r)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,343 & 0 & 0 \\ 0 & -4,862 & 0 \\ 0 & 0 & -4,978 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-13) \\ P_2^{(r)}(t-13) \\ P_3^{(r)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

4. Skenario 4

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0,100 & 0,315 & 0,315 \\ 0,280 & 0,119 & 0,280 \\ 0,105 & 0,105 & 0,112 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -9,159 & 0 & 0 \\ 0 & -10,540 & 0 \\ 0 & 0 & -10,517 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \\
 &+ \begin{bmatrix} -5,332 & 0 & 0 \\ 0 & -4,862 & 0 \\ 0 & 0 & -4,969 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -2,990 & 0 & 0 \\ 0 & -4,135 & 0 \\ 0 & 0 & -2,571 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \\
 &+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \tag{4.19}
 \end{aligned}$$

Seperti halnya simulasi 1, *standard error* dari estimasi parameter GSTAR dan GSTARX dengan metode OLS dan GLS bernilai sama sehingga nilai efisiensi dari GLS untuk metode GSTAR dan GSTARX adalah nol (0). Hal ini berarti bahwa estimasi parameter GLS sama baiknya dengan estimasi parameter OLS pada data simulasi 2 untuk ketiga lokasi. Nilai perbandingan *standard error* dari estimasi parameter GSTAR dan GSTARX dengan metode OLS dan GLS ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 2

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTAR	ϕ_{10}^{12}	0,203	0,047	0,200	0,047	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,198	0,054	0,201	0,054	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,099	0,058	0,098	0,058	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,602	0,049	0,603	0,049	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,525	0,074	0,522	0,074	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,217	0,084	0,219	0,084	0,000
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^{12}	0,181	0,044	0,179	0,044	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,171	0,049	0,173	0,049	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,107	0,054	0,108	0,054	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,607	0,049	0,609	0,049	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,544	0,074	0,541	0,074	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,221	0,084	0,220	0,084	0,000
	β_{11}	-4,286	0,456	-4,281	0,456	0,000
	β_{21}	-5,520	0,640	-5,518	0,640	0,000

Tabel 4.5 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Simulasi 2

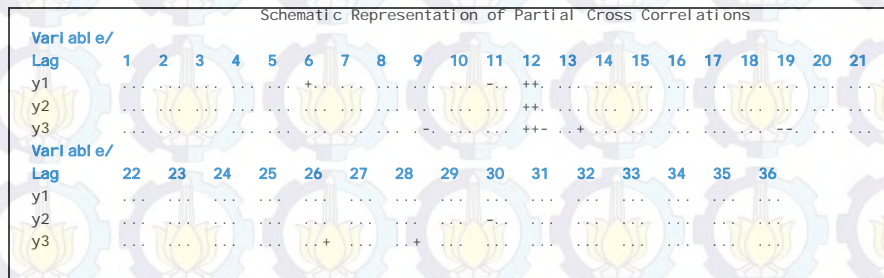
Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^{12}	0,181	0,044	0,180	0,044	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,121	0,041	0,123	0,041	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,074	0,037	0,077	0,037	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,607	0,049	0,607	0,049	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,565	0,073	0,561	0,073	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,233	0,083	0,229	0,083	0,000
	β_{11}	-4,286	0,456	-4,283	0,456	0,000
	β_{21}	-10,544	0,643	-10,541	0,643	0,000
	β_{31}	-15,534	0,761	-15,531	0,761	0,000
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^{12}	0,116	0,032	0,115	0,032	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,111	0,039	0,114	0,039	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,100	0,044	0,105	0,044	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,626	0,048	0,626	0,048	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,567	0,074	0,562	0,074	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,223	0,084	0,215	0,084	0,000
	β_{11}	-9,183	0,457	-9,182	0,457	0,000
	β_{21}	-10,547	0,645	-10,543	0,645	0,000
	β_{31}	-10,526	0,761	-10,519	0,761	0,000
	β_{12}	-5,344	0,456	-5,343	0,456	0,000
GSTARX (Skenario 4)	β_{22}	-4,861	0,643	-4,862	0,643	0,000
	β_{32}	-4,985	0,760	-4,978	0,760	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,101	0,032	0,100	0,032	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,116	0,038	0,119	0,038	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,107	0,043	0,112	0,043	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,630	0,049	0,631	0,049	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,564	0,073	0,560	0,073	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,221	0,084	0,211	0,084	0,000
	β_{11}	-9,160	0,459	-9,159	0,459	0,000
	β_{21}	-10,544	0,641	-10,540	0,641	0,000
	β_{31}	-10,523	0,760	-10,517	0,760	0,000
	β_{12}	-5,333	0,458	-5,332	0,458	0,000
	β_{22}	-4,861	0,639	-4,862	0,639	0,000
	β_{32}	-4,976	0,760	-4,969	0,760	0,000
	β_{13}	-2,989	0,457	-2,990	0,457	0,000
	β_{23}	-4,135	0,639	-4,135	0,639	0,000
	β_{33}	-2,567	0,758	-2,571	0,758	0,000

Studi Simulasi 3

Studi simulasi ketiga merupakan simulasi data dengan membangkitkan data tiga lokasi sebanyak 300 observasi dengan skenario *residual* berdistribusi normal multivariat dengan rata-rata sama dengan nol (0), varians sama dan antar lokasi semua berkorelasi. Nilai matriks varians-kovarians seperti pada persamaan (4.20) berikut ini :

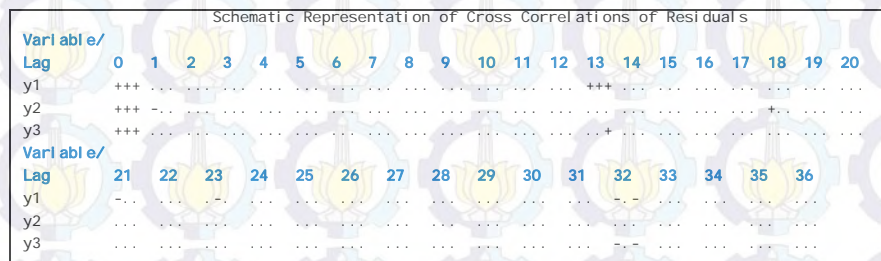
$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,40 & 0,10 & 0,35 \\ 0,10 & 0,40 & 0,23 \\ 0,35 & 0,23 & 0,40 \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

Plot MPCCF data ketiga lokasi yang sudah stasioner pada Gambar 4.10 menunjukkan bahwa tanda yang muncul pada ketiga lokasi pada lag ke-12, yang artinya data ketiga lokasi tersebut benar pada VAR orde 1 atau VARIMA (1,0,0)¹². Tanda positif yang muncul pada lag ke-12 menandakan nilai yang lebih besar dari 2 kali estimasi *standard error*.



Gambar 4.10 Plot MPCCF Data Tiga Lokasi Simulasi 3

Nilai matriks varians-kovarians dapat dilihat pada matriks residual cross correlations dimana tanda positif yang muncul pada lag nol (0) menunjukkan bahwa terdapat nilai varians ketiga lokasi, dengan varians ketiga lokasi adalah sama.



Gambar 4.11 Plot Residual Cross Correlations Data Tiga Lokasi Simulasi 3

Sedangkan tanda positif di sekitar diagonal utama menunjukkan bahwa antar lokasi semuanya berkorelasi.

Pada simulasi ketiga ini bobot yang digunakan sama dengan simulasi pertama dan kedua, yaitu bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-12, $r_{ij}(12)$ dengan $i = 1, 2, 3$ dan $i \neq j$, dan taksiran interval yang digunakan untuk perhitungan batas bawah dan batas atas parsial korelasi silang adalah 95% ditunjukkan pada Tabel 4.6 berikut ini :

Tabel 4.6 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,481	0,369	0,595	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,486	0,373	0,599	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,518	0,405	0,631	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,512	0,399	0,625	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,320	0,207	0,433	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,305	0,193	0,419	Sebanding

Berdasarkan Tabel 4.6 dapat diketahui bahwa nilai parsial korelasi silang antar lokasi adalah valid dan sebanding yang berarti besarnya parsial korelasi silang antara lokasi ke-2 dan ke-3 terhadap lokasi ke-1 adalah sama besar pada lag waktu ke-12. Begitu juga parsial korelasi silang antar lokasi yang lainnya. Oleh karena itu, metode bobot yang sesuai untuk kasus ini adalah bobot seragam seperti pada persamaan (4.8).

Pada data simulasi 3 diasumsikan efek intervensi terjadi pada $T = 113$. Hasil estimasi parameter GSTAR dan GSTARX dengan metode estimasi OLS dan GLS berdasarkan Tabel 4.7 menunjukkan bahwa hampir semua parameter model GSTARX yang dihasilkan GLS mempunyai nilai *standard error* yang lebih kecil dibandingkan OLS. Hal ini berarti bahwa metode GLS lebih efisien dibandingkan OLS pada data simulasi 3 ini. Sedangkan untuk nilai *standard error* parameter orde intervensi GLS sama dengan OLS.

Tabel 4.7 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 3

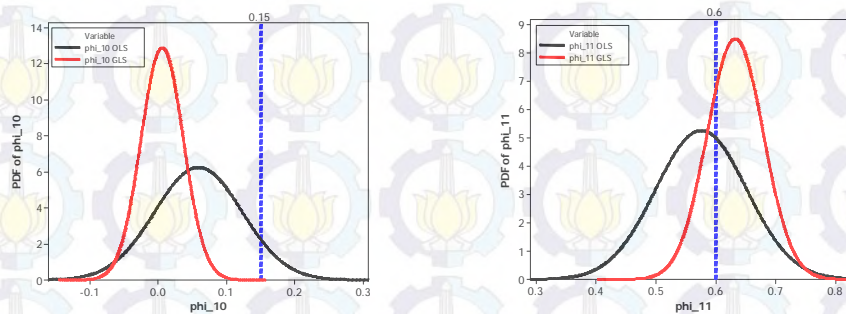
Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTAR	ϕ_{10}^{12}	0,039	0,076	0,020	0,036	52,632
	ϕ_{20}^{12}	0,146	0,062	0,151	0,053	14,516
	ϕ_{30}^{12}	-0,041	0,125	0,004	0,045	64,000
	ϕ_{11}^{12}	0,590	0,084	0,610	0,049	41,667
	ϕ_{21}^{12}	0,536	0,069	0,531	0,062	10,145
	ϕ_{31}^{12}	0,445	0,131	0,399	0,057	56,489
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^{12}	0,059	0,064	0,006	0,031	51,563
	ϕ_{20}^{12}	0,132	0,058	0,100	0,040	31,034
	ϕ_{30}^{12}	0,048	0,088	0,049	0,034	61,364
	ϕ_{11}^{12}	0,576	0,076	0,633	0,047	38,158
	ϕ_{21}^{12}	0,543	0,067	0,576	0,052	22,388
	ϕ_{31}^{12}	0,362	0,080	0,361	0,049	38,750
	β_{11}	-5,306	0,637	-5,298	0,636	0,1570
	β_{21}	-4,553	0,639	-4,562	0,639	0,0000
	β_{31}	-5,065	0,646	-5,065	0,646	0,0000
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^{12}	0,043	0,071	0,003	0,035	50,704
	ϕ_{20}^{12}	0,069	0,050	0,084	0,039	22,000
	ϕ_{30}^{12}	-0,011	0,047	0,018	0,017	63,830
	ϕ_{11}^{12}	0,586	0,083	0,623	0,046	44,578
	ϕ_{21}^{12}	0,579	0,068	0,558	0,052	23,529
	ϕ_{31}^{12}	0,420	0,080	0,368	0,050	37,000
	β_{11}	-5,300	0,637	-5,291	0,637	0,000
	β_{21}	-9,550	0,643	-9,542	0,642	0,155
	β_{31}	-15,060	0,647	-15,050	0,647	0,000
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^{12}	0,039	0,045	0,010	0,028	37,778
	ϕ_{20}^{12}	0,060	0,044	0,069	0,032	27,273
	ϕ_{30}^{12}	0,022	0,052	0,039	0,029	44,231
	ϕ_{11}^{12}	0,593	0,066	0,631	0,046	30,303
	ϕ_{21}^{12}	0,596	0,062	0,585	0,050	19,355
	ϕ_{31}^{12}	0,387	0,074	0,364	0,047	36,486
	β_{11}	-10,301	0,636	-10,300	0,636	0,000
	β_{21}	-9,558	0,643	-9,554	0,643	0,000
	β_{31}	-10,063	0,647	-10,061	0,649	-0,309
	β_{12}	-4,180	0,635	-4,189	0,635	0,000
	β_{22}	-4,494	0,643	-4,501	0,642	0,155
	β_{32}	-4,422	0,646	-4,415	0,646	0,000

Tabel 4.7 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

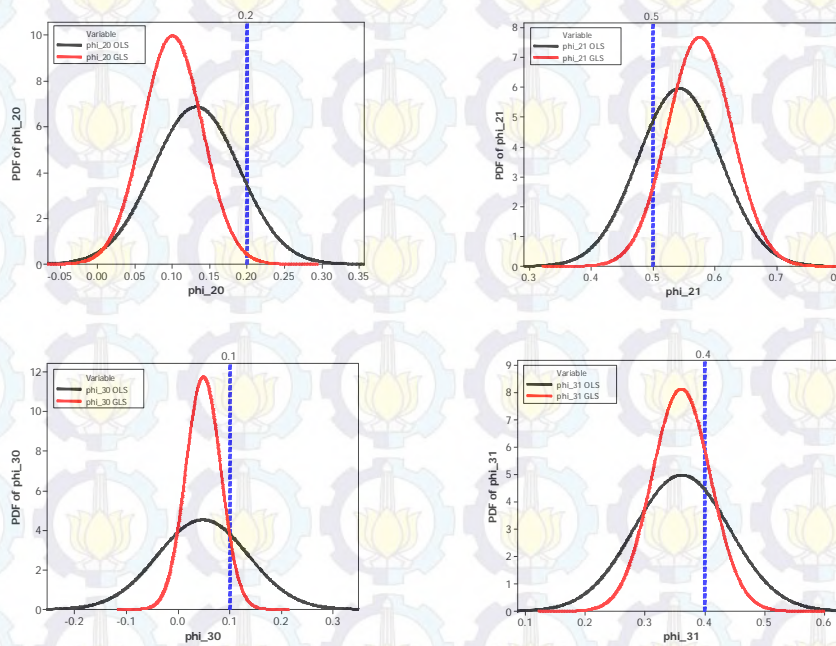
Simulasi 3

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^{12}	0,039	0,076	0,020	0,036	52,632
	ϕ_{20}^{12}	0,052	0,043	0,065	0,032	25,581
	ϕ_{30}^{12}	0,007	0,050	0,032	0,028	44,000
	ϕ_{11}^{12}	0,600	0,065	0,627	0,046	29,231
	ϕ_{21}^{12}	0,597	0,062	0,581	0,050	19,355
	ϕ_{31}^{12}	0,394	0,073	0,361	0,047	35,616
	β_{11}	-10,295	0,637	-10,295	0,637	0,000
	β_{21}	-9,555	0,644	-9,550	0,644	0,000
	β_{31}	-10,058	0,648	-10,055	0,647	0,154
	β_{12}	-4,184	0,636	-4,190	0,636	0,000
	β_{22}	-4,491	0,644	-4,501	0,643	0,155
	β_{32}	-4,427	0,647	-4,417	0,647	0,000
	β_{13}	-2,654	0,640	-2,653	0,640	0,000
	β_{23}	-2,454	0,647	-2,449	0,647	0,000
	β_{33}	-2,502	0,652	-2,481	0,651	0,153

Pada data simulasi 3 ini, efisiensi GLS yang terbesar terdapat di GSTARX skenario 1 karena memiliki rata-rata efisiensi yang paling besar diantara skenario lainnya. Perbandingan metode GLS dan OLS pada data simulasi 3 skenario 1 dapat dilihat secara visual melalui kurva *Probability Density Function* (PDF) masing-masing parameter OLS dan GLS yang disajikan pada Gambar 4.12 berikut ini :



Gambar 4.12 PDF Parameter Model GSTARX Simulasi 3 Skenario 1



Gambar 4.12 (lanjutan) PDF Parameter Model GSTARX Simulasi 3 Skenario 1

Berdasarkan Gambar 4.12 menjelaskan bahwa setiap parameter model GSTARX yang dihasilkan mendekati nilai parameter yang telah ditentukan sebelumnya pada persamaan (4.5). Selain itu, estimasi parameter yang dihasilkan oleh GSTARX-GLS lebih efisien dibandingkan dengan GSTARX-OLS, hal ini ditunjukkan oleh bentuk kurva parameter model GSTARX-GLS (bewarna merah) mempunyai nilai *standard error* yang lebih kecil dibandingkan GSTARX-OLS (warna hitam). Garis warna biru menunjukkan nilai parameter sebenarnya yang telah ditentukan sebelumnya dari model GSTARX.

Persamaan model GSTAR dan GSTARX dengan estimasi parameter OLS dan GLS dapat ditulis sebagai berikut :

1. GSTAR

a. GSTAR-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,039 & 0,295 & 0,295 \\ 0,268 & 0,146 & 0,268 \\ 0,222 & 0,222 & -0,041 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

b. GSTAR-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,020 & 0,305 & 0,305 \\ 0,265 & 0,151 & 0,265 \\ 0,199 & 0,199 & 0,004 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

2. GSTARX (Skenario 1)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,059 & 0,288 & 0,288 \\ 0,027 & 0,132 & 0,027 \\ 0,181 & 0,181 & 0,048 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,306 & 0 & 0 \\ 0 & -4,553 & 0 \\ 0 & 0 & -5,065 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,006 & 0,316 & 0,316 \\ 0,288 & 0,100 & 0,288 \\ 0,181 & 0,181 & 0,049 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,298 & 0 & 0 \\ 0 & -4,562 & 0 \\ 0 & 0 & -5,065 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

3. GSTARX (Skenario 2)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,043 & 0,293 & 0,293 \\ 0,289 & 0,069 & 0,289 \\ 0,210 & 0,210 & -0,011 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,300 & 0 & 0 \\ 0 & -9,550 & 0 \\ 0 & 0 & -15,060 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.25)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,003 & 0,311 & 0,311 \\ 0,279 & 0,084 & 0,279 \\ 0,184 & 0,184 & 0,018 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,291 & 0 & 0 \\ 0 & -9,542 & 0 \\ 0 & 0 & -15,050 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.26)$$

4. GSTARX (Skenario 3)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,039 & 0,296 & 0,296 \\ 0,298 & 0,060 & 0,298 \\ 0,193 & 0,193 & 0,022 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -10,301 & 0 & 0 \\ 0 & -9,558 & 0 \\ 0 & 0 & -10,063 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,180 & 0 & 0 \\ 0 & -4,494 & 0 \\ 0 & 0 & -4,422 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.27)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,010 & 0,315 & 0,315 \\ 0,292 & 0,069 & 0,292 \\ 0,182 & 0,182 & 0,039 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -10,300 & 0 & 0 \\ 0 & -9,554 & 0 \\ 0 & 0 & -10,061 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,189 & 0 & 0 \\ 0 & -4,501 & 0 \\ 0 & 0 & -4,415 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.28)$$

5. GSTARX (Skenario 4)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,026 & 0,300 & 0,300 \\ 0,298 & 0,052 & 0,298 \\ 0,197 & 0,197 & 0,007 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -10,058 & 0 & 0 \\ 0 & -9,555 & 0 \\ 0 & 0 & -10,058 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,184 & 0 & 0 \\ 0 & -4,491 & 0 \\ 0 & 0 & -4,427 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -2,654 & 0 & 0 \\ 0 & -2,454 & 0 \\ 0 & 0 & -2,502 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.29)$$

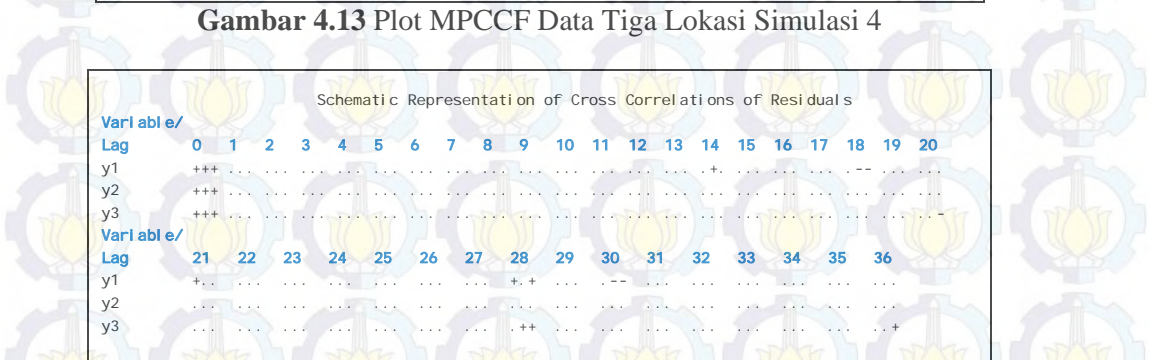
b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,006 & 0,313 & 0,313 \\ 0,290 & 0,065 & 0,290 \\ 0,180 & 0,180 & 0,032 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -10,295 & 0 & 0 \\ 0 & -9,550 & 0 \\ 0 & 0 & -10,055 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,190 & 0 & 0 \\ 0 & -4,501 & 0 \\ 0 & 0 & -4,417 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -2,653 & 0 & 0 \\ 0 & -2,449 & 0 \\ 0 & 0 & -2,481 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.30)$$

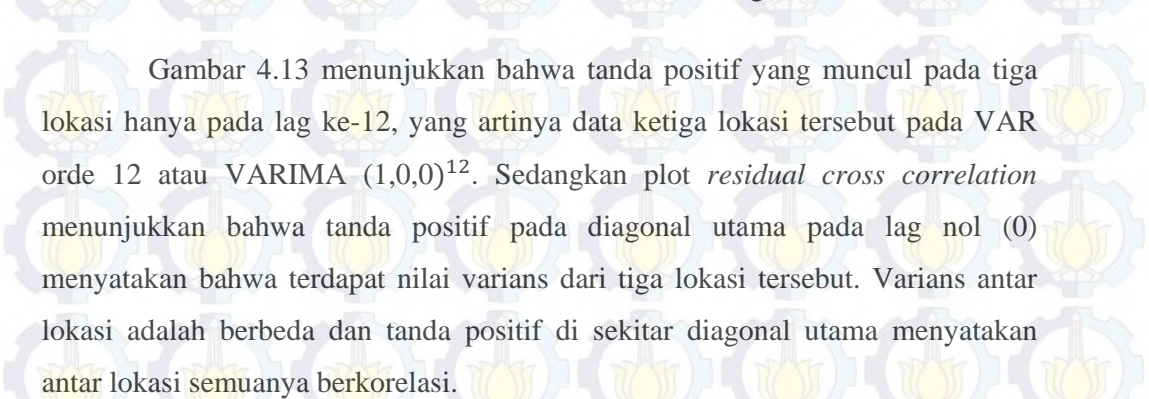
Studi Simulasi 4

Studi simulasi keempat adalah sama dengan studi simulasi ketiga, yaitu *residual* saling berkorelasi antar semua persamaan. Namun, nilai varians yang digunakan antar lokasi adalah berbeda. Data tiga lokasi sebanyak 300 observasi dibangkitkan dengan kriteria *residual* berdistribusi normal multivariat dan rata-rata sama dengan nol (0). Matriks varians-kovarians yang digunakan dalam simulasi ini adalah sebagai berikut :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,64 & 0,12 & 0,24 \\ 0,12 & 0,54 & 0,44 \\ 0,24 & 0,44 & 0,72 \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

[illegible]

Gambar 4.14 Plot *Residual Cross Correlations* Data Tiga Lokasi Simulasi 4



Pembentukan model GSTAR pada simulasi ini sama dengan simulasi sebelumnya, yaitu menggunakan bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-12, $r_{ij}(12)$ dengan $i = 1, 2, 3$ dan $i \neq j$, dan taksiran interval yang digunakan untuk

perhitungan batas bawah dan batas atas parsial korelasi silang adalah 95% ditunjukkan pada Tabel 4.8 berikut ini :

Tabel 4.8 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,510	0,396	0,623	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,480	0,367	0,593	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,402	0,289	0,515	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,490	0,377	0,603	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,325	0,212	0,438	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,338	0,225	0,451	Sebanding

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa nilai parsial korelasi silang antar lokasi adalah valid dan sebanding. Artinya, besarnya parsial korelasi silang antara lokasi ke-2 dan ke-3 terhadap lokasi ke-1 adalah sama besar pada lag waktu ke-12. Begitu juga untuk parsial korelasi silang antar lokasi yang lain. Oleh karena itu, bobot yang sesuai untuk simulasi ini adalah bobot seragam seperti pada persamaan (4.8).

Pada data simulasi 4 diasumsikan efek intervensi terjadi pada $T = 135$. Sedangkan skenario variabel intervensi yang digunakan sama dengan simulasi ketiga. Perbandingan *standard error* dari model GSTAR dan GSTARX dengan metode estimasi parameter OLS dan GLS dapat dilihat pada Tabel 4.9 berikut ini :

Berdasarkan Tabel 4.9 menunjukkan bahwa *standard error* metode GLS lebih kecil jika dibandingkan dengan metode OLS. Hal ini berarti hampir semuanya estimasi parameter dengan GLS pada tiga lokasi lebih baik daripada menggunakan OLS dengan nilai efisiensi diatas 10%. Sedangkan untuk parameter orde intervensi, metode GLS menghasilkan nilai *standard error* yang sama dengan OLS. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa metode GLS lebih efisien daripada OLS pada data simulasi keempat ini. Nilai efisiensi terbesar metode GLS adalah model GSTARX skenario 1.

Tabel 4.9 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 4

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTAR	ϕ_{10}^{12}	0,157	0,057	0,170	0,055	3,509
	ϕ_{20}^{12}	0,228	0,062	0,202	0,046	25,806
	ϕ_{30}^{12}	0,172	0,079	0,125	0,057	27,848
	ϕ_{11}^{12}	0,505	0,066	0,491	0,065	1,515
	ϕ_{21}^{12}	0,506	0,066	0,532	0,053	19,697
	ϕ_{31}^{12}	0,390	0,092	0,440	0,071	22,826
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^{12}	0,128	0,056	0,145	0,053	5,357
	ϕ_{20}^{12}	0,205	0,057	0,183	0,043	24,561
	ϕ_{30}^{12}	0,132	0,067	0,140	0,049	26,866
	ϕ_{11}^{12}	0,518	0,068	0,500	0,065	4,412
	ϕ_{21}^{12}	0,524	0,064	0,546	0,052	18,750
	ϕ_{31}^{12}	0,433	0,084	0,424	0,065	22,619
	β_{11}	-4,897	0,873	-4,863	0,872	0,114
	β_{21}	-6,262	0,721	-6,228	0,719	0,277
	β_{31}	-6,892	0,840	-6,974	0,840	0,000
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^{12}	0,128	0,056	0,151	0,053	5,357
	ϕ_{20}^{12}	0,140	0,046	0,152	0,038	17,391
	ϕ_{30}^{12}	0,052	0,043	0,099	0,033	23,256
	ϕ_{11}^{12}	0,518	0,068	0,490	0,064	5,882
	ϕ_{21}^{12}	0,570	0,060	0,555	0,050	16,667
	ϕ_{31}^{12}	0,503	0,071	0,445	0,060	15,493
	β_{11}	-4,879	0,873	-4,845	0,872	0,114
	β_{21}	-11,157	0,724	-11,173	0,723	0,138
	β_{31}	-16,929	0,843	-16,941	0,843	0,000
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^{12}	0,063	0,048	0,084	0,045	6,250
	ϕ_{20}^{12}	0,120	0,045	0,133	0,036	20,000
	ϕ_{30}^{12}	0,069	0,051	0,127	0,039	23,529
	ϕ_{11}^{12}	0,562	0,066	0,535	0,063	4,545
	ϕ_{21}^{12}	0,585	0,060	0,568	0,051	15,000
	ϕ_{31}^{12}	0,487	0,075	0,409	0,061	18,667
	β_{11}	-9,990	0,875	-9,940	0,874	0,114
	β_{21}	-11,122	0,727	-11,142	0,726	0,138
	β_{31}	-11,938	0,843	-11,946	0,843	0,000
	β_{12}	-6,288	0,870	-6,260	0,870	0,000
	β_{22}	-5,383	0,724	-5,375	0,724	0,000
	β_{32}	-5,665	0,845	-5,752	0,844	0,118

Tabel 4.9 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Simulasi 4

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^{12}	0,054	0,048	0,073	0,045	6,250
	ϕ_{20}^{12}	0,127	0,043	0,137	0,035	18,605
	ϕ_{30}^{12}	0,080	0,050	0,136	0,039	22,000
	ϕ_{11}^{12}	0,564	0,066	0,541	0,063	4,545
	ϕ_{21}^{12}	0,588	0,059	0,576	0,050	15,254
	ϕ_{31}^{12}	0,487	0,074	0,411	0,060	18,919
	β_{11}	-9,997	0,872	-9,953	0,871	0,115
	β_{21}	-11,138	0,719	-11,152	0,718	0,139
	β_{31}	-11,952	0,839	-11,959	0,838	0,119
	β_{12}	-6,291	0,867	-6,266	0,867	0,000
	β_{22}	-5,388	0,717	-5,382	0,717	0,000
	β_{32}	-5,684	0,840	-5,767	0,839	0,119
	β_{13}	-1,419	0,868	-1,445	0,868	0,000
	β_{23}	-4,639	0,717	-4,632	0,717	0,000
	β_{33}	-4,471	0,841	-4,393	0,840	0,119

Persamaan model GSTAR dan GSTARX dengan estimasi parameter OLS dan GLS adalah sebagai berikut :

1. GSTAR

a. GSTAR-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,157 & 0,252 & 0,252 \\ 0,253 & 0,228 & 0,253 \\ 0,195 & 0,195 & 0,172 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.32)$$

b. GSTAR-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,170 & 0,245 & 0,245 \\ 0,266 & 0,202 & 0,266 \\ 0,220 & 0,220 & 0,125 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.33)$$

2. GSTARX (Skenario 1)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,128 & 0,259 & 0,259 \\ 0,262 & 0,205 & 0,262 \\ 0,216 & 0,216 & 0,132 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,897 & 0 & 0 \\ 0 & -6,262 & 0 \\ 0 & 0 & -6,892 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.34)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,145 & 0,250 & 0,250 \\ 0,273 & 0,183 & 0,273 \\ 0,212 & 0,212 & 0,140 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,863 & 0 & 0 \\ 0 & -6,228 & 0 \\ 0 & 0 & -6,974 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

3. GSTARX (Skenario 2)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,128 & 0,259 & 0,259 \\ 0,285 & 0,140 & 0,285 \\ 0,251 & 0,251 & 0,052 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,879 & 0 & 0 \\ 0 & -11,157 & 0 \\ 0 & 0 & -16,929 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.36)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,151 & 0,245 & 0,245 \\ 0,277 & 0,152 & 0,277 \\ 0,222 & 0,222 & 0,099 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,845 & 0 & 0 \\ 0 & -11,173 & 0 \\ 0 & 0 & -16,941 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.37)$$

4. GSTARX (Skenario 3)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,063 & 0,281 & 0,281 \\ 0,292 & 0,120 & 0,292 \\ 0,243 & 0,243 & 0,069 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -9,990 & 0 & 0 \\ 0 & -11,122 & 0 \\ 0 & 0 & -11,938 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -6,288 & 0 & 0 \\ 0 & -5,383 & 0 \\ 0 & 0 & -5,665 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.38)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,084 & 0,267 & 0,267 \\ 0,284 & 0,133 & 0,284 \\ 0,204 & 0,204 & 0,127 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -9,940 & 0 & 0 \\ 0 & -11,142 & 0 \\ 0 & 0 & -11,946 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -6,260 & 0 & 0 \\ 0 & -5,375 & 0 \\ 0 & 0 & -5,752 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.39)$$

5. GSTARX (Skenario 4)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0,054 & 0,282 & 0,282 \\ 0,294 & 0,127 & 0,294 \\ 0,243 & 0,243 & 0,080 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -9,997 & 0 & 0 \\ 0 & -11,138 & 0 \\ 0 & 0 & -11,952 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} -6,291 & 0 & 0 \\ 0 & -5,388 & 0 \\ 0 & 0 & -5,684 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -1,419 & 0 & 0 \\ 0 & -4,639 & 0 \\ 0 & 0 & -4,471 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.40)$$

b. GSTARX-GLS

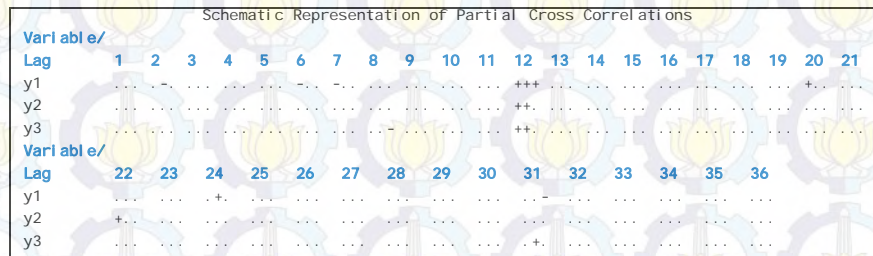
$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0,073 & 0,270 & 0,270 \\ 0,288 & 0,137 & 0,288 \\ 0,205 & 0,205 & 0,136 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -9,953 & 0 & 0 \\ 0 & -11,152 & 0 \\ 0 & 0 & -11,959 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} -6,266 & 0 & 0 \\ 0 & -5,382 & 0 \\ 0 & 0 & -5,767 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -1,445 & 0 & 0 \\ 0 & -4,632 & 0 \\ 0 & 0 & -4,393 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.41)$$

Studi Simulasi 5

Pada studi simulasi kelima, *residual* tiga lokasi dibangkitkan sebanyak 300 observasi dengan kriteria berdistribusi normal multivariat, rata-rata nol (0), varians sama dan sebagian persamaan saja yang berkorelasi. Matriks varians-kovarians simulasi kelima adalah sebagai berikut :

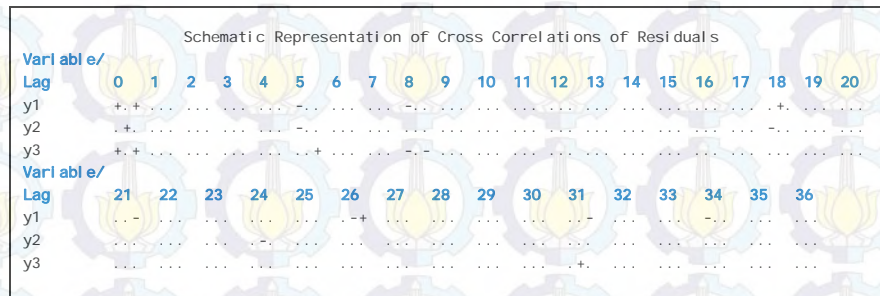
$$E(\mathbf{e}\mathbf{e}') = \begin{bmatrix} 1,00 & 0,00 & 0,35 \\ 0,00 & 1,00 & 0,00 \\ 0,35 & 0,00 & 1,00 \end{bmatrix} \quad (4.42)$$

Plot MPCCF yang sudah stasioner digunakan untuk mengetahui orde dari model VAR, plot tersebut ditampilkan pada Gambar 4.15 berikut ini :



Gambar 4.15 Plot MPCCF Data Tiga Lokasi Simulasi 5

Berdasarkan Gambar 4.15 dapat diketahui bahwa tanda positif pada tiga lokasi hanya muncul pada lag waktu ke-12, yang artinya data simulasi kelima memiliki model VAR orde 12 atau VARIMA (1,0,0)¹².



Gambar 4.16 Plot *Residual Cross Correlations* Data Tiga Lokasi Simulasi 5

Plot *residual cross correlation* pada Gambar 4.16 menunjukkan bahwa pada lag waktu ke-0 terdapat tanda positif di diagonal utamanya yang berarti terdapat nilai varians yang sama. Tanda positif di sekitar diagonal utama menunjukkan bahwa lokasi pertama dan ketiga berkorelasi, sedangkan lokasi pertama dan kedua tidak berkorelasi. Lokasi kedua dan ketiga juga tidak berkorelasi.

Pembentukan model GSTAR pada simulasi kelima ini sama dengan simulasi sebelumnya, yaitu menggunakan bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-12, $r_{ij}(12)$ dengan $i = 1, 2, 3$ dan $i \neq j$, dan taksiran interval yang digunakan untuk perhitungan batas bawah dan batas atas parsial korelasi silang adalah 95% ditunjukkan pada Tabel 4.10 berikut ini :

Tabel 4.10 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,323	0,210	0,436	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,411	0,298	0,524	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,383	0,270	0,496	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,392	0,279	0,505	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,319	0,205	0,432	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,187	0,074	0,300	Sebanding

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa nilai parsial korelasi silang antar lokasi adalah valid dan sebanding. Artinya, besarnya parsial korelasi silang antara lokasi kedua dan ketiga terhadap lokasi pertama adalah sama besar pada lag waktu ke-12. Begitu juga dengan nilai parsial korelasi silang untuk lokasi yang lain. Sehingga bobot yang sesuai untuk digunakan pada simulasi kelima ini adalah bobot seragam seperti pada persamaan (4.8).

Pada data simulasi 5 diasumsikan efek intervensi terjadi pada $T = 106$. Sedangkan skenario variabel intervensi yang digunakan sama dengan simulasi keempat. Perbandingan hasil estimasi parameter dan *standard error* dari model GSTAR dan GSTARX dengan metode estimasi parameter OLS dan GLS dapat dilihat pada Tabel 4.11.

Berdasarkan perbandingan estimasi parameter dan *standard error* dari metode OLS dan GLS pada Tabel 4.11 menunjukkan bahwa metode GLS lebih baik jika dibandingkan metode OLS. Hal ini dapat diketahui dari nilai efisiensi GLS walaupun pada beberapa skenario variabel intervensi GLS sama baiknya dengan OLS. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pada simulasi kelima ini metode GLS lebih efisien dibandingkan dengan OLS. Pada simulasi kelima ini, efisiensi GLS terbesar terdapat pada model GSTARX skenario 4.

Tabel 4.11 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 5

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTAR	ϕ_{10}^{12}	0,217	0,057	0,195	0,055	3,509
	ϕ_{20}^{12}	0,210	0,052	0,207	0,052	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,153	0,059	0,140	0,057	3,390
	ϕ_{11}^{12}	0,535	0,073	0,560	0,072	1,370
	ϕ_{21}^{12}	0,540	0,066	0,543	0,066	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,340	0,072	0,352	0,071	1,389
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^{12}	0,210	0,055	0,188	0,053	3,636
	ϕ_{20}^{12}	0,204	0,049	0,201	0,049	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,152	0,058	0,141	0,056	3,448
	ϕ_{11}^{12}	0,539	0,073	0,563	0,071	2,740
	ϕ_{21}^{12}	0,564	0,065	0,567	0,065	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,336	0,072	0,347	0,070	2,778
	β_{11}	-4,923	0,947	-4,915	0,947	0,000
	β_{21}	-7,376	0,980	-7,381	0,980	0,000
	β_{31}	-4,146	1,010	-4,136	1,010	0,000
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^{12}	0,210	0,055	0,192	0,053	3,636
	ϕ_{20}^{12}	0,180	0,044	0,176	0,044	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,108	0,047	0,102	0,045	4,255
	ϕ_{11}^{12}	0,539	0,073	0,555	0,071	2,740
	ϕ_{21}^{12}	0,575	0,064	0,580	0,064	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,354	0,071	0,363	0,069	2,817
	β_{11}	-4,923	0,947	-4,911	0,947	0,000
	β_{21}	-12,389	0,981	-12,396	0,982	-0,102
	β_{31}	-14,081	1,011	-14,079	1,011	0,000
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^{12}	0,171	0,049	0,159	0,047	4,082
	ϕ_{20}^{12}	0,158	0,044	0,155	0,043	2,273
	ϕ_{30}^{12}	0,127	0,050	0,125	0,049	2,000
	ϕ_{11}^{12}	0,558	0,073	0,574	0,071	2,740
	ϕ_{21}^{12}	0,579	0,065	0,583	0,065	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,347	0,071	0,349	0,069	2,817
	β_{11}	-9,881	0,951	-9,879	0,951	0,000
	β_{21}	-12,389	0,988	-12,395	0,988	0,000
	β_{31}	-9,109	1,008	-9,108	1,008	0,000
	β_{12}	-5,136	0,952	-5,162	0,952	0,000
	β_{22}	-4,784	0,990	-4,773	0,990	0,000
	β_{32}	-6,334	1,004	-6,336	1,004	0,000

Tabel 4.11 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Simulasi 5

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^{12}	0,158	0,048	0,147	0,046	4,167
	ϕ_{20}^{12}	0,155	0,043	0,152	0,043	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,130	0,051	0,130	0,049	3,922
	ϕ_{11}^{12}	0,567	0,073	0,581	0,070	4,110
	ϕ_{21}^{12}	0,580	0,065	0,584	0,065	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,346	0,071	0,346	0,069	2,817
	β_{11}	-9,869	0,955	-9,867	0,955	0,000
	β_{21}	-12,390	0,990	-12,396	0,990	0,000
	β_{31}	-9,114	1,002	-9,114	1,002	0,000
	β_{12}	-5,161	0,956	-5,184	0,955	0,105
	β_{22}	-4,777	0,991	-4,766	0,991	0,000
	β_{32}	-6,331	0,998	-6,331	0,998	0,000
	β_{13}	-3,143	0,952	-3,140	0,952	0,000
	β_{23}	-3,425	0,984	-3,423	0,984	0,000
	β_{33}	-0,848	0,998	-0,848	0,998	0,000

Persamaan model GSTAR dan GSTARX dengan estimasi parameter OLS dan GLS adalah sebagai berikut :

1. GSTAR

a. GSTAR-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,217 & 0,267 & 0,267 \\ 0,270 & 0,210 & 0,270 \\ 0,170 & 0,170 & 0,153 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.43)$$

b. GSTAR-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,195 & 0,280 & 0,280 \\ 0,271 & 0,207 & 0,271 \\ 0,176 & 0,176 & 0,140 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.44)$$

2. GSTARX (Skenario 1)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,210 & 0,269 & 0,269 \\ 0,282 & 0,204 & 0,282 \\ 0,168 & 0,168 & 0,152 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,923 & 0 & 0 \\ 0 & -7,376 & 0 \\ 0 & 0 & -4,146 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.45)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,188 & 0,281 & 0,281 \\ 0,283 & 0,201 & 0,283 \\ 0,173 & 0,173 & 0,141 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,915 & 0 & 0 \\ 0 & -7,381 & 0 \\ 0 & 0 & -4,136 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.46)$$

3. GSTARX (Skenario 2)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,210 & 0,269 & 0,269 \\ 0,287 & 0,180 & 0,287 \\ 0,177 & 0,177 & 0,108 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,923 & 0 & 0 \\ 0 & -12,389 & 0 \\ 0 & 0 & -14,081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.47)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,192 & 0,277 & 0,277 \\ 0,290 & 0,176 & 0,290 \\ 0,181 & 0,181 & 0,102 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4,911 & 0 & 0 \\ 0 & -12,396 & 0 \\ 0 & 0 & -14,079 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.48)$$

4. GSTARX (Skenario 3)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,171 & 0,279 & 0,279 \\ 0,289 & 0,158 & 0,289 \\ 0,173 & 0,173 & 0,127 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -9,881 & 0 & 0 \\ 0 & -12,389 & 0 \\ 0 & 0 & -9,109 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,136 & 0 & 0 \\ 0 & -4,784 & 0 \\ 0 & 0 & -6,334 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.49)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,159 & 0,287 & 0,287 \\ 0,291 & 0,155 & 0,291 \\ 0,174 & 0,174 & 0,125 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -9,879 & 0 & 0 \\ 0 & -12,395 & 0 \\ 0 & 0 & -9,108 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,162 & 0 & 0 \\ 0 & -4,773 & 0 \\ 0 & 0 & -6,336 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.50)$$

5. GSTARX (Skenario 4)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0,158 & 0,283 & 0,283 \\ 0,290 & 0,155 & 0,290 \\ 0,173 & 0,173 & 0,130 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -9,869 & 0 & 0 \\ 0 & -12,390 & 0 \\ 0 & 0 & -9,114 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} -5,161 & 0 & 0 \\ 0 & -4,777 & 0 \\ 0 & 0 & -6,331 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -3,143 & 0 & 0 \\ 0 & -3,425 & 0 \\ 0 & 0 & -0,848 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.51)$$

b. GSTARX-GLS

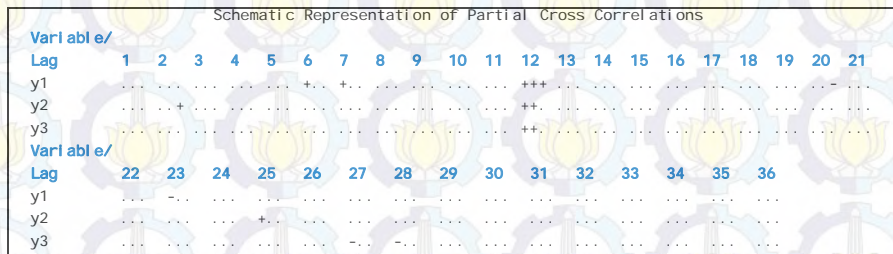
$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0,147 & 0,290 & 0,290 \\ 0,292 & 0,152 & 0,292 \\ 0,173 & 0,173 & 0,130 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -9,867 & 0 & 0 \\ 0 & -12,396 & 0 \\ 0 & 0 & -9,114 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} -5,184 & 0 & 0 \\ 0 & -4,766 & 0 \\ 0 & 0 & -6,331 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -3,140 & 0 & 0 \\ 0 & -3,423 & 0 \\ 0 & 0 & -0,848 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.52)$$

Studi Simulasi 6

Pada studi simulasi 6, data yang dibangkitkan sama dengan simulasi sebelumnya, yaitu data tiga lokasi dibangkitkan dengan kriteria *residual* berdistribusi normal multivariat, rata-rata nol (0), varians berbeda dan sebagian persamaan saja yang berkorelasi. Data yang dibangkitkan sebanyak 300 observasi dengan matriks varians-kovarians sebagai berikut :

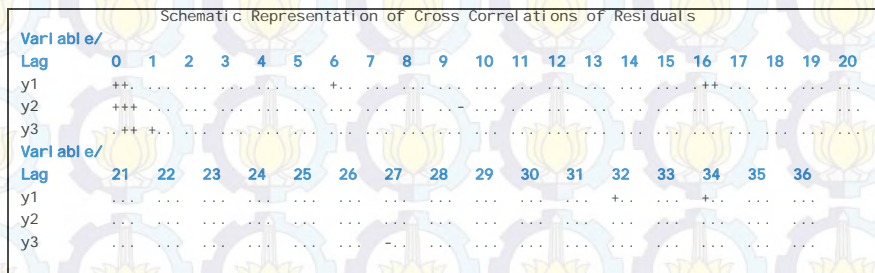
$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,32 & 0,25 & 0,00 \\ 0,25 & 0,48 & 0,38 \\ 0,00 & 0,38 & 0,78 \end{bmatrix} \quad (4.53)$$

plot MPCCF pada simulasi keenam yang sudah stasioner ditampilkan pada Gambar 4.17 berikut ini :



Gambar 4.17 Plot MPCCF Data Tiga Lokasi Simulasi 6

Gambar 4.17 menunjukkan bahwa tanda yang muncul pada ketiga lokasi hanya pada lag ke-12, artinya ketiga lokasi tersebut memiliki model VAR orde 12 atau VARIMA (1,0,0)¹². Matriks varians-kovarians juga dapat dilihat pada plot *residual cross correlations* pada Gambar 4.18 berikut :



Gambar 4.18 Plot *Residual Cross Correlations* Data Tiga Lokasi Simulasi 6

Tanda positif yang muncul pada diagonal utama lag waktu nol (0) di Gambar 4.18 menunjukkan bahwa terdapat nilai varians yang berbeda dari tiga lokasi simulasi 6. Sedangkan tanda positif yang muncul di sekitar diagonal utama menunjukkan bahwa antar lokasi saling berkorelasi kecuali lokasi pertama dan ketiga yang tidak saling berkorelasi. Hal ini ditunjukkan dengan adanya tanda titik antara lokasi pertama dan ketiga.

Pembentukan model GSTAR pada simulasi keenam ini sama dengan simulasi sebelumnya, yaitu menggunakan bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-12, $r_{ij}(12)$ dengan $i = 1, 2, 3$ dan $i \neq j$, dan taksiran interval yang digunakan untuk perhitungan batas bawah dan batas atas parsial korelasi silang adalah 95% ditunjukkan pada Tabel 4.12 berikut ini :

Tabel 4.12 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Taksiran Interval 95% pada lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,514	0,401	0,627	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,481	0,368	0,594	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,404	0,291	0,517	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,488	0,375	0,602	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,322	0,209	0,435	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,337	0,224	0,450	Sebanding

Tabel 4.12 menunjukkan bahwa nilai parsial korelasi silang antar lokasi adalah valid dan sebanding. Artinya, besarnya parsial korelasi silang antara lokasi kedua dan ketiga terhadap lokasi pertama adalah sama besar pada lag waktu ke-12. Begitu juga dengan nilai parsial korelasi silang untuk lokasi yang lain. Sehingga bobot yang sesuai untuk digunakan pada simulasi keenam ini adalah bobot seragam seperti pada persamaan (4.8).

Pada data simulasi keenam diasumsikan efek intervensi terjadi pada $T = 76$. Sedangkan skenario variabel intervensi yang digunakan sama dengan simulasi-simulasi sebelumnya. Perbandingan hasil estimasi parameter dan *standard error* dari model GSTAR dan GSTARX dengan metode estimasi parameter OLS dan GLS dapat dilihat pada Tabel 4.13.

Berdasarkan Tabel 4.13, koefisien parameter yang dihasilkan pada simulasi keenam memiliki nilai yang relatif sama dengan koefisien pada persamaan (4.5). Dari Tabel 4.13 juga diketahui perbandingan estimasi parameter serta *standard error* dengan menggunakan metode OLS dan GLS.

Nilai *standard error* yang dihasilkan metode GLS lebih kecil jika dibandingkan dengan metode OLS walaupun pada beberapa parameter yang dihasilkan metode GLS memiliki nilai *standard error* yang sama dengan OLS. Tetapi nilai *standard error* yang dihasilkan metode GLS pada parameter orde intervensi sama dengan OLS. Efisiensi GLS yang dihasilkan pada beberapa parameter lebih besar dari 10% dan nilai efisiensi terbesar pada simulasi keenam adalah model GSTARX skenario 2.

Tabel 4.13 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Simulasi 6

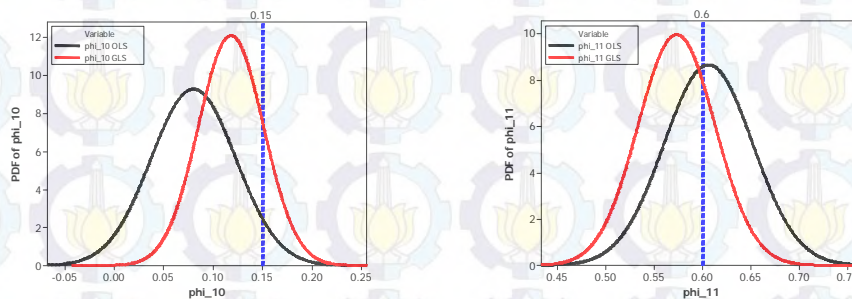
Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTAR	ϕ_{10}^{12}	0,157	0,050	0,147	0,040	20,000
	ϕ_{20}^{12}	0,294	0,116	0,263	0,064	44,828
	ϕ_{30}^{12}	0,023	0,064	0,036	0,053	17,187
	ϕ_{11}^{12}	0,576	0,047	0,583	0,042	10,638
	ϕ_{21}^{12}	0,350	0,144	0,387	0,083	42,361
	ϕ_{31}^{12}	0,395	0,081	0,382	0,071	12,346
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^{12}	0,081	0,049	0,083	0,049	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,178	0,052	0,177	0,052	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,058	0,054	0,059	0,054	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,666	0,074	0,663	0,074	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,463	0,071	0,463	0,071	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,429	0,069	0,428	0,069	0,000
	β_{11}	-5,400	0,702	-5,400	0,702	0,000
	β_{21}	-4,579	0,707	-4,579	0,707	0,000
	β_{31}	-4,512	0,706	-4,512	0,706	0,000
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^{12}	0,080	0,043	0,118	0,033	23,256
	ϕ_{20}^{12}	0,061	0,091	0,193	0,049	46,154
	ϕ_{30}^{12}	0,0001	0,061	0,033	0,045	26,229
	ϕ_{11}^{12}	0,606	0,046	0,573	0,040	13,043
	ϕ_{21}^{12}	0,605	0,123	0,432	0,071	42,276
	ϕ_{31}^{12}	0,409	0,082	0,371	0,066	19,512
	β_{11}	-6,375	0,541	-6,371	0,541	0,000
	β_{21}	-5,477	0,675	-5,510	0,675	0,000
	β_{31}	-5,028	0,852	-5,031	0,852	0,000
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^{12}	0,035	0,033	0,083	0,0268	18,788
	ϕ_{20}^{12}	-0,007	0,055	0,115	0,036	34,545
	ϕ_{30}^{12}	-0,019	0,049	0,024	0,037	24,490
	ϕ_{11}^{12}	0,625	0,045	0,569	0,039	13,333
	ϕ_{21}^{12}	0,683	0,094	0,481	0,063	32,979
	ϕ_{31}^{12}	0,419	0,080	0,355	0,063	21,250
	β_{11}	-11,393	0,544	-11,399	0,544	0,000
	β_{21}	-10,469	0,676	-10,529	0,676	0,000
	β_{31}	-10,035	0,849	-10,049	0,849	0,000
	β_{12}	-5,121	0,544	-5,163	0,544	0,000
	β_{22}	-5,586	0,675	-5,600	0,675	0,000
	β_{32}	-6,334	0,849	-6,322	0,849	0,000

Tabel 4.13 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

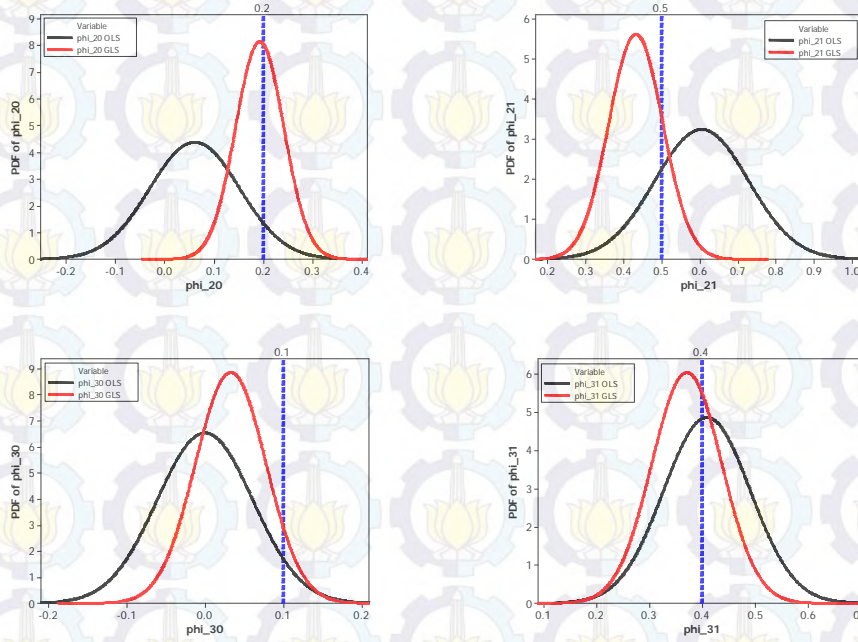
Simulasi 6

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^{12}	0,040	0,032	0,088	0,027	15,625
	ϕ_{20}^{12}	0,002	0,053	0,114	0,035	33,962
	ϕ_{30}^{12}	-0,017	0,049	0,028	0,037	24,490
	ϕ_{11}^{12}	0,622	0,045	0,565	0,039	13,333
	ϕ_{21}^{12}	0,670	0,092	0,482	0,063	31,522
	ϕ_{31}^{12}	0,418	0,080	0,350	0,063	21,250
	β_{11}	-11,392	0,544	-11,398	0,544	0,000
	β_{21}	-10,472	0,676	-10,529	0,676	0,000
	β_{31}	-10,034	0,851	-10,049	0,851	0,000
	β_{12}	-5,123	0,545	-5,166	0,545	0,000
	β_{22}	-5,586	0,675	-5,600	0,675	0,000
	β_{32}	-6,332	0,850	-6,321	0,850	0,000
	β_{13}	-3,186	0,544	-3,153	0,544	0,000
	β_{23}	-3,643	0,675	-3,691	0,675	0,000
	β_{33}	-3,077	0,849	-3,092	0,849	0,000

Pada data simulasi 6 ini, efisiensi GLS yang terbesar terdapat di GSTARX skenario 2 karena memiliki rata-rata efisiensi yang paling besar diantara skenario lainnya. Perbandingan metode GLS dan OLS pada data simulasi 6 skenario 2 dapat dilihat secara visual melalui kurva *Probability Density Function* (PDF) masing-masing parameter OLS dan GLS yang disajikan pada Gambar 4.19 berikut ini :



Gambar 4.19 PDF Parameter Model GSTARX Simulasi 6 Skenario 2



Gambar 4.19 (Lanjutan) PDF Parameter Model GSTARX Simulasi 6 Skenario 2

Gambar 4.19 menunjukkan bahwa parameter model GSTARX telah mendekati nilai parameter yang ditetapkan sebelumnya pada persamaan (4.5). Selain itu, parameter model GSTARX dengan estimasi parameter GLS lebih efisien dibandingkan dengan model GSTARX-OLS, hal ini ditunjukkan dengan plot warna merah untuk model GSTARX-GLS yang memiliki *standard error* yang lebih kecil dari model GSTARX-OLS. Sedangkan parameter variabel intervensi tidak disajikan plot PDF karena efisiensi antara GLS dan OLS sama.

Persamaan model GSTAR dan GSTARX dengan estimasi parameter OLS dan GLS adalah sebagai berikut :

1. GSTAR

a. GSTAR-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,157 & 0,288 & 0,288 \\ 0,175 & 0,294 & 0,175 \\ 0,197 & 0,197 & 0,023 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.54)$$

b. GSTAR-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,147 & 0,291 & 0,291 \\ 0,193 & 0,263 & 0,193 \\ 0,191 & 0,191 & 0,036 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.55)$$

2. GSTARX (Skenario 1)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,081 & 0,333 & 0,333 \\ 0,231 & 0,178 & 0,231 \\ 0,214 & 0,214 & 0,058 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,400 & 0 & 0 \\ 0 & -4,579 & 0 \\ 0 & 0 & -4,512 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.56)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,083 & 0,331 & 0,331 \\ 0,231 & 0,177 & 0,231 \\ 0,214 & 0,214 & 0,059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,400 & 0 & 0 \\ 0 & -4,579 & 0 \\ 0 & 0 & -4,512 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.57)$$

3. GSTARX (Skenario 2)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,080 & 0,303 & 0,303 \\ 0,302 & 0,061 & 0,302 \\ 0,404 & 0,404 & 0,0001 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -6,375 & 0 & 0 \\ 0 & -5,477 & 0 \\ 0 & 0 & -5,028 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.58)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,118 & 0,286 & 0,286 \\ 0,216 & 0,193 & 0,216 \\ 0,185 & 0,185 & 0,033 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -6,371 & 0 & 0 \\ 0 & -5,510 & 0 \\ 0 & 0 & -5,031 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.59)$$

4. GSTARX (Skenario 3)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,035 & 0,312 & 0,312 \\ 0,341 & -0,007 & 0,341 \\ 0,209 & 0,209 & -0,019 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -11,393 & 0 & 0 \\ 0 & -10,469 & 0 \\ 0 & 0 & -10,035 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-12) \\ P_2^{(r)}(t-12) \\ P_3^{(r)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5,121 & 0 & 0 \\ 0 & -5,586 & 0 \\ 0 & 0 & -6,334 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-13) \\ P_2^{(r)}(t-13) \\ P_3^{(r)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.60)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,083 & 0,284 & 0,284 \\ 0,240 & 0,115 & 0,240 \\ 0,177 & 0,177 & 0,024 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -11,399 & 0 & 0 \\ 0 & -10,529 & 0 \\ 0 & 0 & -10,049 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} -5,163 & 0 & 0 \\ 0 & -5,600 & 0 \\ 0 & 0 & -6,322 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.61)$$

5. GSTARX (Skenario 4)

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,040 & 0,311 & 0,311 \\ 0,335 & 0,002 & 0,335 \\ 0,209 & 0,209 & -0,017 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -11,392 & 0 & 0 \\ 0 & -10,472 & 0 \\ 0 & 0 & -10,034 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} -5,123 & 0 & 0 \\ 0 & -5,586 & 0 \\ 0 & 0 & -6,332 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -3,186 & 0 & 0 \\ 0 & -3,643 & 0 \\ 0 & 0 & -3,077 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.62)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,088 & 0,282 & 0,282 \\ 0,241 & 0,114 & 0,241 \\ 0,175 & 0,175 & 0,028 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -11,398 & 0 & 0 \\ 0 & -10,529 & 0 \\ 0 & 0 & -10,049 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} -5,166 & 0 & 0 \\ 0 & -5,600 & 0 \\ 0 & 0 & -6,321 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -3,153 & 0 & 0 \\ 0 & -3,691 & 0 \\ 0 & 0 & -3,092 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.63)$$

4.1.2 Pemodelan Data Simulasi Gabungan Musiman dan Nonmusiman

Pada bagian ini akan diberikan hasil kajian simulasi untuk data gabungan musiman dan nonmusiman. Model GSTARX $([1,12]_1)$ yang dibangkitkan secara umum dapat ditulis dalam bentuk sebagai berikut :

$$Z_t = (\Phi_0^1 + \Phi_1^1 \mathbf{W})Z_{t-1} + (\Phi_0^{12} + \Phi_1^{12} \mathbf{W})Z_{t-12} + \beta_{i,INT} \mathbf{P}_t + \mathbf{e}_t \quad (4.64)$$

Jika diuraikan dalam bentuk matriks adalah sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10}^1 & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{20}^1 & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{30}^1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11}^1 & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{21}^1 & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{31}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & 0 & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} \phi_{10}^{12} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{20}^{12} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{30}^{12} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11}^{12} & 0 & 0 \\ 0 & \phi_{21}^{12} & 0 \\ 0 & 0 & \phi_{31}^{12} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & 0 & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} \beta_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.65)$$

dari persamaan matriks di atas akan didapatkan persamaan model GSTARX $([1,12]_1)$ sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{11}^1 & \phi_{12}^1 & \phi_{13}^1 \\ \phi_{21}^1 & \phi_{22}^1 & \phi_{23}^1 \\ \phi_{31}^1 & \phi_{32}^1 & \phi_{33}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11}^{12} & \phi_{12}^{12} & \phi_{13}^{12} \\ \phi_{21}^{12} & \phi_{22}^{12} & \phi_{23}^{12} \\ \phi_{31}^{12} & \phi_{32}^{12} & \phi_{33}^{12} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} \beta_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.66)$$

dengan :

$$\phi_{ii}^1 = \phi_{i0}^1, \text{ untuk } i = 1, 2, 3$$

$$\phi_{ij}^1 = w_{ij}\phi_{i1}^1, \text{ untuk } i, j = 1, 2, 3 \text{ dimana } i \neq j$$

$$\phi_{ii}^{12} = \phi_{i0}^{12}, \text{ untuk } i = 1, 2, 3$$

$$\phi_{ij}^{12} = w_{ij}\phi_{i1}^{12}, \text{ untuk } i, j = 1, 2, 3 \text{ dimana } i \neq j$$

Berdasarkan koefisien parameter yang telah ditentukan pada bab sebelumnya (bab 3) maka persamaan matriks pada (4.66) dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,15 & -0,30 & -0,30 \\ -0,25 & 0,45 & -0,25 \\ -0,20 & -0,20 & 0,40 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,20 & 0,25 & 0,25 \\ 0,30 & 0,15 & 0,30 \\ 0,40 & 0,40 & 0,25 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} \beta_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \beta_{21} & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{31} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.67)$$

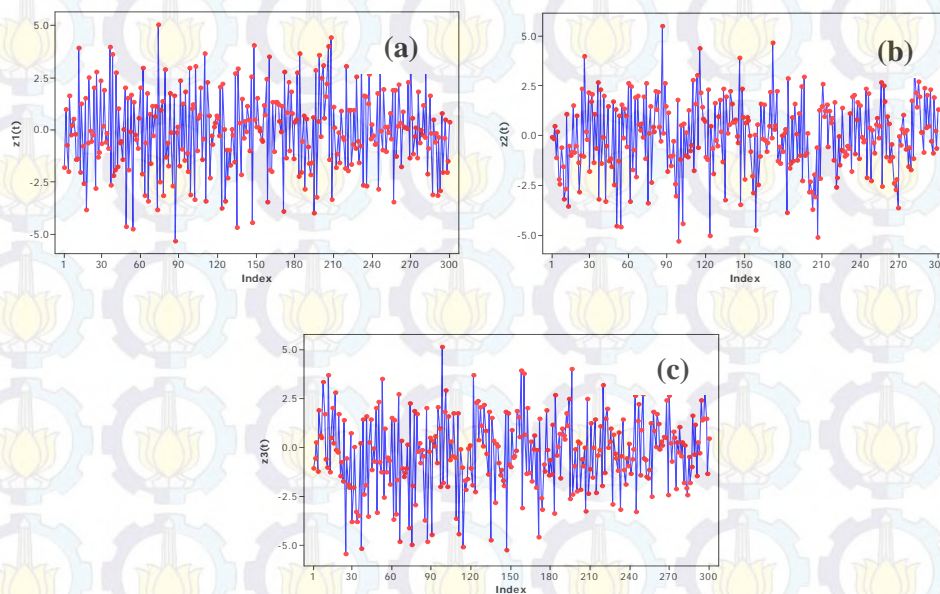
Studi Simulasi 1

Pada studi simulasi pertama, data tiga lokasi sebanyak 300 observasi dibangkitkan dari *residual* yang memiliki kriteria berdistribusi normal multivariat,

rata-rata nol (0), varians sama dan antar persamaan (lokasi) tidak saling berkorelasi. Metode yang digunakan sama dengan data simulasi musiman, yaitu VAR, GSTAR dan GSTARX yang akan dibandingkan hasil estimasi parameter dan *standard error* dengan metode OLS dan GLS. Matriks varians-kovarians yang digunakan adalah sebagai berikut :

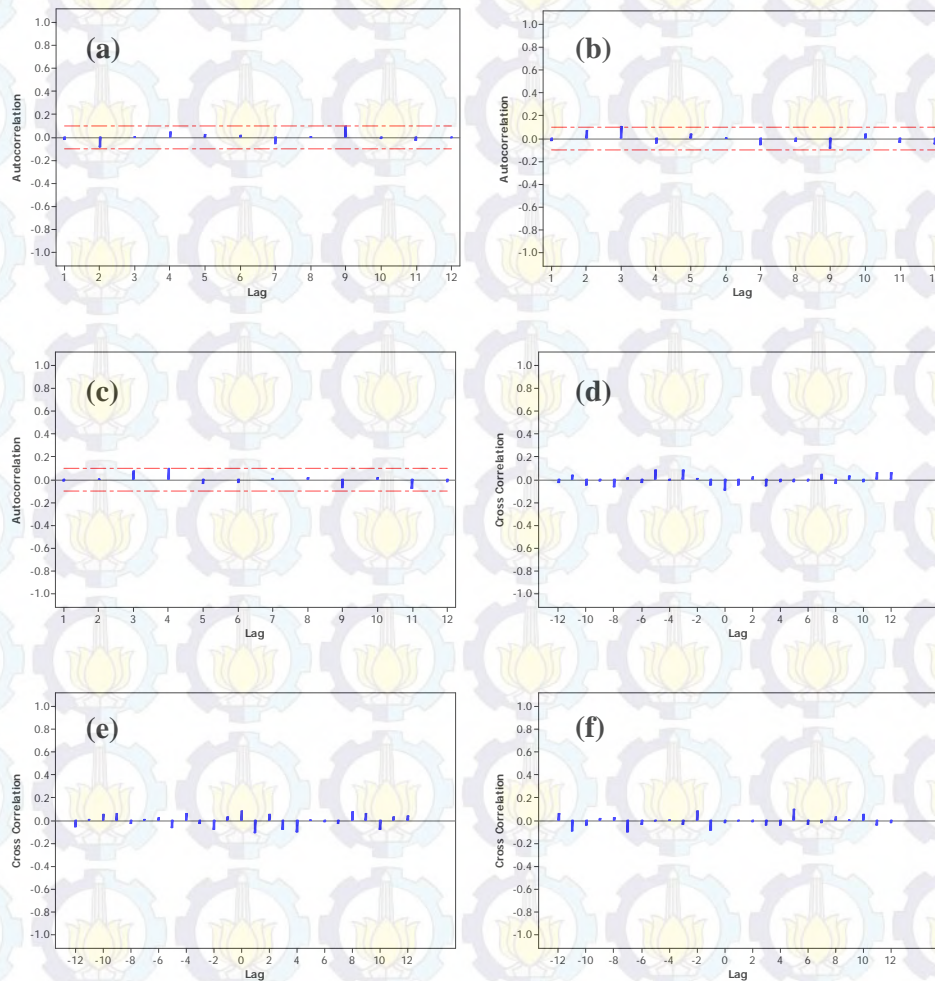
$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,75 & 0,00 & 0,00 \\ 0,00 & 0,75 & 0,00 \\ 0,00 & 0,00 & 0,75 \end{bmatrix} \quad (4.68)$$

Plot *time series* dari simulasi pertama yang berpola gabungan musiman dan nonmusiman untuk tiga lokasi ditunjukkan pada Gambar 4.20 berikut ini :



Gambar 4.20 Plot *Time Series* Data Tiga Lokasi Simulasi 1

Langkah awal adalah proses identifikasi stasioneritas terhadap data tiga lokasi tersebut yang dilakukan secara visual dengan memperhatikan plot ACF dan CCF yang terbentuk, berikut ini disajikan plot ACF dan CCF pada Gambar 4.21 :



Gambar 4.21 Plot ACF (a) (b) (c) Tiga Lokasi dan Plot CCF (d) Lokasi 1 dan 2, (e) Lokasi 1 dan 3, (f) Lokasi 2 dan 3

Setelah data stasioner, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengecekan plot MPCCF dan nilai AIC dari data simulasi untuk mengetahui orde dari model VAR. Plot MPCCF dari data yang sudah stasioner signifikan pada lag 1 dan 12 sehingga diduga orde dari model adalah VARIMA ([1,12],0,0). Sedangkan nilai AIC menunjukkan bahwa orde model adalah 12. Hal ini ditunjukkan dengan nilai terkecil pada MA(0) dan AR(12) seperti pada Tabel 4.14 berikut ini.

Tabel 4.14 Nilai AIC Model VARIMA Simulasi 1

Lag	MA(0)	MA(1)
AR(0)	2,827	2,490
AR(1)	1,059	1,168
AR(2)	0,771	0,761
AR(3)	0,776	0,776
AR(4)	0,705	0,609
AR(5)	0,727	0,597
AR(6)	0,731	0,601
AR(7)	0,741	0,616
AR(8)	0,720	0,557
AR(9)	0,689	0,558
AR(10)	0,318	0,058
AR(11)	0,045	0,107
AR(12)	-0,711	-0,648
AR(13)	-0,695	-0,632

Berdasarkan plot MPCCF dan nilai AIC tersebut, maka model VARIMA yang terbentuk adalah VARIMA ([1,12],0,0). Orde yang digunakan dalam pemodelan GSTAR dan GSTARX adalah sama dengan orde model VARIMA, yaitu GSTAR ([1,12]₁) dan GSTARX ([1,12]₁). Orde spasial yang digunakan dalam pemodelan GSTAR adalah orde 1.

Metode bobot yang digunakan dalam pemodelan GSTAR dan GSTARX data simulasi gabungan musiman dan nonmusiman adalah normalisasi hasil inferensia parsial korelasi silang. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-1 dan ke-12, dan taksiran interval 95% dari data hasil simulasi dapat dilihat pada Tabel 4.15 dan 4.16.

Tabel 4.15 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-1

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(1)$	-0,828	-0,941	-0,714	Valid dan
$r_{13}(1)$	-0,843	-0,956	-0,730	Sebanding
$r_{21}(1)$	-0,711	-0,824	-0,598	Valid dan
$r_{23}(1)$	-0,747	-0,860	-0,633	Sebanding
$r_{31}(1)$	-0,699	-0,812	-0,586	Valid dan
$r_{32}(1)$	-0,709	-0,822	-0,596	Sebanding

Tabel 4.16 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,812	0,698	0,925	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,824	0,711	0,937	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,842	0,728	0,955	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,808	0,695	0,921	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,845	0,732	0,959	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,837	0,723	0,950	Sebanding

Hasil inferensia statistik pada Tabel 4.15 dan 4.16 menunjukkan bahwa parsial korelasi silang antar lokasi adalah valid dan sebanding. Hal ini berarti bahwa besarnya parsial korelasi silang antara lokasi ke-2 dan ke-3 terhadap lokasi ke-1 adalah sama besar pada lag waktu ke-1 dan ke-12. Begitu juga untuk parsial korelasi silang antar lokasi yang lain. Sehingga bobot lokasi yang sesuai pada data simulasi pertama adalah bobot seragam seperti pada persamaan (4.8). Dengan menggunakan bobot lokasi yang sesuai, diperoleh hasil estimasi parameter model GSTAR $([1,12]_1)$. Estimasi parameter dari model GSTAR dengan metode OLS dan GLS menghasilkan koefisien parameter yang sama sehingga dapat ditulis dalam model persamaan berikut ini :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,118 & -0,293 & -0,293 \\ -0,276 & 0,445 & -0,276 \\ -0,214 & -0,214 & 0,424 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,195 & 0,253 & 0,253 \\ 0,304 & 0,116 & 0,304 \\ 0,414 & 0,414 & 0,198 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.69)$$

Pada simulasi pertama ini juga akan dilakukan pemodelan GSTARX dengan beberapa skenario seperti pada Gambar 4.2. Seperti halnya estimasi parameter model GSTAR, estimasi parameter GSTARX dengan OLS dan GLS pada simulasi pertama ini menghasilkan koefisien yang relatif sama. Sehingga persamaan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dapat dituliskan sebagai berikut :

1. Skenario 1

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,103 & -0,287 & -0,287 \\ -0,265 & 0,419 & -0,265 \\ -0,204 & -0,204 & 0,408 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,186 & 0,257 & 0,257 \\ 0,307 & 0,115 & 0,307 \\ 0,421 & 0,421 & 0,184 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,396 & 0 & 0 \\ 0 & -5,337 & 0 \\ 0 & 0 & -4,975 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.70)$$

2. Skenario 2

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,103 & -0,287 & -0,287 \\ -0,248 & 0,364 & -0,248 \\ -0,165 & -0,165 & 0,299 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,186 & 0,257 & 0,257 \\ 0,310 & 0,102 & 0,310 \\ 0,439 & 0,439 & 0,115 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,396 & 0 & 0 \\ 0 & -10,350 & 0 \\ 0 & 0 & -15,167 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.71)$$

3. Skenario 3

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,093 & -0,289 & -0,289 \\ -0,279 & 0,433 & -0,279 \\ -0,202 & -0,202 & 0,387 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,162 & 0,265 & 0,265 \\ 0,298 & 0,122 & 0,298 \\ 0,431 & 0,431 & 0,147 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -9,420 & 0 & 0 \\ 0 & -10,386 & 0 \\ 0 & 0 & -10,036 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -2,895 & 0 & 0 \\ 0 & 0,692 & 0 \\ 0 & 0 & -1,522 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.72)$$

4. Skenario 4

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,104 & -0,284 & -0,284 \\ -0,278 & 0,432 & -0,278 \\ -0,216 & -0,216 & 0,426 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,178 & 0,262 & 0,262 \\ 0,301 & 0,118 & 0,301 \\ 0,428 & 0,428 & 0,168 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -9,364 & 0 & 0 \\ 0 & -10,386 & 0 \\ 0 & 0 & -9,981 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -8,443 & 0 & 0 \\ 0 & 0,830 & 0 \\ 0 & 0 & -5,394 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -3,727 & 0 & 0 \\ 0 & -1,396 & 0 \\ 0 & 0 & -2,057 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.73)$$

Perbandingan hasil estimasi dan *standard error* parameter OLS dan GLS didapatkan melalui model GSTAR dan GSTARX dengan rincian pada Tabel 4.17. Perbandingan estimasi parameter GSTAR dan GSTARX menghasilkan nilai koefisien parameter yang hampir sama antara OLS dan GLS, begitu juga dengan nilai *standard error* yang dihasilkan oleh kedua metode. Namun, ada beberapa *standard error* parameter GLS yang lebih kecil dari nilai *standard error* parameter OLS. Misalnya, β_{12} , β_{22} dan β_{32} pada model GSTARX (Skenario 3) dengan GLS memiliki nilai *standard error* lebih kecil daripada OLS.

Tabel 4.17 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTAR	ϕ_{10}^1	0,118	0,041	0,117	0,040	2,439
	ϕ_{11}^1	-0,586	0,052	-0,585	0,051	1,923
	ϕ_{20}^1	0,445	0,037	0,448	0,037	0,000
	ϕ_{21}^1	-0,553	0,040	-0,556	0,040	0,000
	ϕ_{30}^1	0,424	0,035	0,427	0,035	0,000
	ϕ_{31}^1	-0,429	0,041	-0,430	0,041	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,195	0,044	0,191	0,044	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,506	0,051	0,509	0,050	1,961
	ϕ_{20}^{12}	0,116	0,036	0,111	0,036	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,609	0,040	0,614	0,040	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,198	0,034	0,195	0,034	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,828	0,042	0,831	0,042	0,000
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^1	0,103	0,041	0,100	0,040	2,439
	ϕ_{11}^1	-0,574	0,051	-0,571	0,051	0,000
	ϕ_{20}^1	0,419	0,037	0,418	0,037	0,000
	ϕ_{21}^1	-0,531	0,041	-0,531	0,041	0,000
	ϕ_{30}^1	0,408	0,035	0,412	0,035	0,000
	ϕ_{31}^1	-0,409	0,041	-0,413	0,041	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,186	0,044	0,184	0,043	2,273
	ϕ_{11}^{12}	0,515	0,050	0,517	0,050	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,115	0,036	0,110	0,036	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,615	0,041	0,620	0,041	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,184	0,034	0,181	0,034	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,843	0,042	0,847	0,042	0,000
	β_{11}	-4,396	0,928	-4,395	0,928	0,000
	β_{21}	-5,337	0,933	-5,336	0,933	0,000
	β_{31}	-4,975	0,847	-4,971	0,847	0,000

Tabel 4.17 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^1	0,103	0,041	0,103	0,040	2,439
	ϕ_{11}^1	-0,574	0,051	-0,577	0,051	0,000
	ϕ_{20}^1	0,364	0,036	0,368	0,036	0,000
	ϕ_{21}^1	-0,497	0,041	-0,501	0,041	0,000
	ϕ_{30}^1	0,299	0,032	0,311	0,032	0,000
	ϕ_{31}^1	-0,330	0,041	-0,340	0,041	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,186	0,044	0,187	0,043	2,273
	ϕ_{11}^{12}	0,515	0,050	0,510	0,050	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,102	0,035	0,101	0,035	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,621	0,042	0,621	0,042	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,115	0,031	0,115	0,031	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,879	0,043	0,881	0,043	0,000
	β_{11}	-4,396	0,928	-4,404	0,928	0,000
	β_{21}	-10,350	0,964	-10,355	0,964	0,000
	β_{31}	-15,167	0,903	-15,154	0,903	0,000
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^1	0,093	0,040	0,095	0,039	2,500
	ϕ_{11}^1	-0,579	0,052	-0,582	0,051	1,923
	ϕ_{20}^1	0,433	0,036	0,432	0,035	2,778
	ϕ_{21}^1	-0,559	0,041	-0,558	0,040	2,439
	ϕ_{30}^1	0,387	0,035	0,392	0,035	0,000
	ϕ_{31}^1	-0,404	0,042	-0,408	0,042	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,162	0,040	0,165	0,040	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,530	0,049	0,526	0,048	2,041
	ϕ_{20}^{12}	0,122	0,033	0,114	0,033	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,597	0,039	0,604	0,039	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,147	0,032	0,147	0,032	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,862	0,042	0,863	0,042	0,000
	β_{11}	-9,420	0,928	-9,422	0,928	0,000
	β_{21}	-10,386	0,908	-10,384	0,908	0,000
	β_{31}	-10,036	0,865	-10,032	0,865	0,000
	β_{12}	-2,895	0,972	-2,877	0,971	0,103
	β_{22}	0,692	0,962	0,679	0,961	0,104
	β_{32}	-1,522	0,930	-1,471	0,929	0,107

Tabel 4.17 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^1	0,104	0,041	0,103	0,040	2,439
	ϕ_{11}^1	-0,569	0,051	-0,569	0,051	0,000
	ϕ_{20}^1	0,432	0,036	0,433	0,036	0,000
	ϕ_{21}^1	-0,557	0,041	-0,559	0,040	2,439
	ϕ_{30}^1	0,426	0,036	0,428	0,036	0,000
	ϕ_{31}^1	-0,432	0,042	-0,433	0,042	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,178	0,040	0,178	0,040	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,524	0,049	0,524	0,049	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,118	0,033	0,108	0,033	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,603	0,039	0,612	0,039	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,168	0,031	0,166	0,031	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,857	0,041	0,860	0,041	0,000
	β_{11}	-9,364	0,931	-9,367	0,931	0,000
	β_{21}	-10,386	0,911	-10,390	0,911	0,000
	β_{31}	-9,981	0,846	-9,975	0,846	0,000
	β_{12}	-8,443	0,966	-8,448	0,966	0,000
	β_{22}	0,830	0,970	0,841	0,969	0,103
	β_{32}	-5,394	0,844	-5,397	0,844	0,000
	β_{13}	-3,727	0,944	-3,732	0,944	0,000
	β_{23}	-1,396	0,927	-1,363	0,927	0,000
	β_{33}	-2,057	0,840	-2,057	0,840	0,000

Studi Simulasi 2

Studi simulasi kedua ini hampir sama dengan studi simulasi pertama, hanya nilai varians dari tiga lokasi yang berbeda. Kriteria dari residual yang dibangkitkan sama dengan simulasi pertama, yaitu berdistribusi normal multivariat, rata-rata nol (0) dan tidak saling berkorelasi antar persamaan (lokasi).

Matriks varians-kovarians yang digunakan dalam simulasi kedua adalah :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,30 & 0,00 & 0,00 \\ 0,00 & 0,45 & 0,00 \\ 0,00 & 0,00 & 0,60 \end{bmatrix} \quad (4.74)$$

Plot MPCCF dan nilai AIC terkecil adalah sama dengan simulasi pertama, yaitu plot MPCCF signifikan pada lag waktu ke-1 dan 12. Bobot lokasi yang digunakan dalam simulasi kedua sama dengan simulasi sebelumnya, yaitu

normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-1 ($r_{ij}(1)$) dan ke-12 ($r_{ij}(12)$) dengan $i = 1, 2, 3$ dan $i \neq j$ dan taksiran interval 95% dari data hasil simulasi dapat dilihat pada Tabel 4.18 dan 4.19.

Tabel 4.18 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-1

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(1)$	-0,725	-0,838	-0,612	Valid dan
$r_{13}(1)$	-0,580	-0,693	-0,467	Sebanding
$r_{21}(1)$	-0,576	-0,690	-0,463	Valid dan
$r_{23}(1)$	-0,603	-0,716	-0,490	Sebanding
$r_{31}(1)$	-0,554	-0,667	-0,441	Valid dan
$r_{32}(1)$	-0,542	-0,656	-0,429	Sebanding

Hasil inferensia statistik pada Tabel 4.18 dan 4.19 menunjukkan bahwa korelasi silang parsial antar lokasi adalah valid dan sebanding, artinya besarnya korelasi silang parsial antara lokasi ke-2 dan ke-3 terhadap lokasi ke-1 adalah sama besar pada lag waktu ke-1 dan ke-12. Begitu juga untuk korelasi silang parsial antar lokasi yang lain. Sehingga bobot lokasi yang sesuai untuk simulasi kedua adalah bobot seragam.

Tabel 4.19 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,698	0,584	0,811	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,668	0,555	0,781	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,722	0,609	0,835	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,685	0,572	0,798	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,704	0,591	0,817	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,733	0,620	0,846	Sebanding

Hasil koefisien parameter dari model GSTAR-OLS dan GSTAR-GLS adalah sama. Sehingga koefisien parameter yang diperoleh dapat dibentuk persamaan matriks GSTAR-OLS dan GSTAR-GLS seperti pada persamaan (4.75) berikut ini :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,169 & -0,302 & -0,302 \\ -0,243 & 0,446 & -0,243 \\ -0,209 & -0,209 & 0,409 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,227 & 0,228 & 0,228 \\ 0,300 & 0,172 & 0,300 \\ 0,404 & 0,404 & 0,249 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.75)$$

Sama halnya dengan koefisien parameter GSTAR, koefisien parameter yang dihasilkan oleh GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada keempat skenario variabel intervensi adalah sama. Sehingga persamaan matriks dari masing-masing skenario adalah :

1. Skenario 1

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,169 & -0,308 & -0,308 \\ -0,238 & 0,428 & -0,238 \\ -0,194 & -0,194 & 0,366 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,209 & 0,231 & 0,231 \\ 0,303 & 0,160 & 0,303 \\ 0,401 & 0,401 & 0,246 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -5,209 & 0 & 0 \\ 0 & -5,991 & 0 \\ 0 & 0 & -5,763 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.76)$$

2. Skenario 2

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,169 & -0,308 & -0,308 \\ -0,219 & 0,363 & -0,219 \\ -0,143 & -0,143 & 0,226 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,209 & 0,231 & 0,231 \\ 0,309 & 0,126 & 0,309 \\ 0,412 & 0,412 & 0,188 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -5,209 & 0 & 0 \\ 0 & -11,074 & 0 \\ 0 & 0 & -15,810 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.77)$$

3. Skenario 3

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,157 & -0,320 & -0,320 \\ -0,232 & 0,391 & -0,232 \\ -0,201 & -0,201 & 0,358 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,149 & 0,244 & 0,244 \\ 0,315 & 0,122 & 0,315 \\ 0,408 & 0,408 & 0,228 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -10,197 & 0 & 0 \\ 0 & -11,081 & 0 \\ 0 & 0 & -10,800 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,257 & 0 & 0 \\ 0 & -2,609 & 0 \\ 0 & 0 & -0,080 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.78)$$

4. Skenario 4

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,154 & -0,320 & -0,320 \\ -0,237 & 0,424 & -0,237 \\ -0,197 & -0,197 & 0,376 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,143 & 0,247 & 0,247 \\ 0,315 & 0,127 & 0,315 \\ 0,408 & 0,408 & 0,237 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -10,195 & 0 & 0 \\ 0 & -11,021 & 0 \\ 0 & 0 & -10,751 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,273 & 0 & 0 \\ 0 & -2,269 & 0 \\ 0 & 0 & 0,086 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -2,986 & 0 & 0 \\ 0 & -1,019 & 0 \\ 0 & 0 & 0,268 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.79)$$

Perbandingan nilai estimasi parameter dan *standard error* GSTARX dengan metode OLS dan GLS ditunjukkan pada Tabel 4.20. Berdasarkan Tabel 4.20 dapat diketahui bahwa nilai parameter yang dihasilkan dengan metode OLS dan GLS relatif sama. Begitu juga dengan nilai *standard error* dari kedua metode, hal ini menyebabkan efisiensi GLS bernilai nol (0). Hal yang sama juga pada parameter orde intervensi dimana estimasi parameter dan nilai *standard error* yang sama antara metode GLS dan OLS.

Tabel 4.20 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTAR	ϕ_{10}^1	0,169	0,031	0,168	0,031	0,000
	ϕ_{11}^1	-0,604	0,034	-0,604	0,034	0,000
	ϕ_{20}^1	0,446	0,042	0,444	0,042	0,000
	ϕ_{21}^1	-0,487	0,045	-0,486	0,045	0,000
	ϕ_{30}^1	0,409	0,041	0,409	0,041	0,000
	ϕ_{31}^1	-0,418	0,058	-0,419	0,058	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,227	0,034	0,226	0,034	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,456	0,032	0,457	0,032	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,172	0,040	0,172	0,040	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,601	0,046	0,601	0,046	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,249	0,040	0,253	0,040	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,808	0,060	0,804	0,060	0,000
GSTARX (Skenario1)	ϕ_{10}^1	0,169	0,030	0,167	0,030	0,000
	ϕ_{11}^1	-0,617	0,034	-0,615	0,034	0,000
	ϕ_{20}^1	0,428	0,039	0,433	0,039	0,000
	ϕ_{21}^1	-0,477	0,044	-0,481	0,044	0,000
	ϕ_{30}^1	0,366	0,040	0,367	0,040	0,000
	ϕ_{31}^1	-0,388	0,058	-0,391	0,058	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,209	0,034	0,208	0,033	2,941
	ϕ_{11}^{12}	0,463	0,031	0,463	0,031	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,160	0,038	0,161	0,038	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,607	0,045	0,606	0,045	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,246	0,039	0,249	0,039	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,803	0,060	0,797	0,060	0,000
	β_{11}	-5,209	0,519	-5,207	0,519	0,000
	β_{21}	-5,991	0,724	-5,987	0,724	0,000
	β_{31}	-5,763	0,877	-5,765	0,877	0,000

Tabel 4.20 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^1	0,169	0,030	0,167	0,030	0,000
	ϕ_{11}^1	-0,617	0,034	-0,615	0,034	0,000
	ϕ_{20}^1	0,363	0,036	0,381	0,035	2,778
	ϕ_{21}^1	-0,439	0,044	-0,461	0,043	2,273
	ϕ_{30}^1	0,226	0,035	0,237	0,035	0,000
	ϕ_{31}^1	-0,287	0,059	-0,304	0,059	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,209	0,034	0,207	0,034	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,463	0,032	0,464	0,032	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,126	0,035	0,131	0,035	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,618	0,045	0,609	0,044	2,222
	ϕ_{30}^{12}	0,188	0,035	0,193	0,034	2,857
	ϕ_{31}^{12}	0,824	0,061	0,812	0,060	1,639
	β_{11}	-5,209	0,519	-5,206	0,519	0,000
	β_{21}	-11,074	0,738	-11,057	0,738	0,000
	β_{31}	-15,810	0,926	-15,814	0,926	0,000
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^1	0,157	0,030	0,156	0,030	0,000
	ϕ_{11}^1	-0,640	0,034	-0,640	0,034	0,000
	ϕ_{20}^1	0,391	0,039	0,397	0,039	0,000
	ϕ_{21}^1	-0,464	0,045	-0,470	0,045	0,000
	ϕ_{30}^1	0,358	0,041	0,361	0,040	2,439
	ϕ_{31}^1	-0,402	0,059	-0,409	0,059	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,149	0,029	0,148	0,029	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,489	0,031	0,490	0,031	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,122	0,033	0,129	0,033	0,000
	ϕ_{21}^{12}	0,630	0,044	0,622	0,044	0,000
	ϕ_{30}^{12}	0,228	0,036	0,234	0,036	0,000
	ϕ_{31}^{12}	0,816	0,059	0,806	0,059	0,000
	β_{11}	-10,197	0,528	-10,197	0,528	0,000
	β_{21}	-11,081	0,735	-11,070	0,735	0,000
	β_{31}	-10,800	0,877	-10,806	0,877	0,000
	β_{12}	-4,257	0,582	-4,258	0,582	0,000
	β_{22}	-2,609	0,847	-2,544	0,845	0,236
	β_{32}	-0,080	0,970	-0,042	0,969	0,103

Tabel 4.20 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^1	0,154	0,031	0,154	0,031	0,000
	ϕ_{11}^1	-0,640	0,034	-0,639	0,034	0,000
	ϕ_{20}^1	0,424	0,041	0,424	0,041	0,000
	ϕ_{21}^1	-0,475	0,045	-0,477	0,045	0,000
	ϕ_{30}^1	0,376	0,041	0,376	0,040	2,439
	ϕ_{31}^1	-0,394	0,058	-0,396	0,058	0,000
	ϕ_{10}^{12}	0,143	0,028	0,143	0,028	0,000
	ϕ_{11}^{12}	0,494	0,031	0,494	0,031	0,000
	ϕ_{20}^{12}	0,127	0,033	0,132	0,032	3,030
	ϕ_{21}^{12}	0,630	0,044	0,625	0,043	2,273
	ϕ_{30}^{12}	0,237	0,036	0,243	0,035	2,778
	ϕ_{31}^{12}	0,816	0,058	0,808	0,058	0,000
	β_{11}	-10,195	0,530	-10,195	0,530	0,000
	β_{21}	-11,021	0,728	-11,015	0,728	0,000
	β_{31}	-10,751	0,858	-10,756	0,858	0,000
	β_{12}	-4,273	0,587	-4,276	0,587	0,000
	β_{22}	-2,269	0,852	-2,265	0,850	0,235
	β_{32}	0,086	0,952	0,085	0,951	0,105
	β_{13}	-2,986	0,555	-2,987	0,555	0,000
	β_{23}	-1,019	0,787	-1,013	0,786	0,127
	β_{33}	0,268	0,870	0,264	0,870	0,000

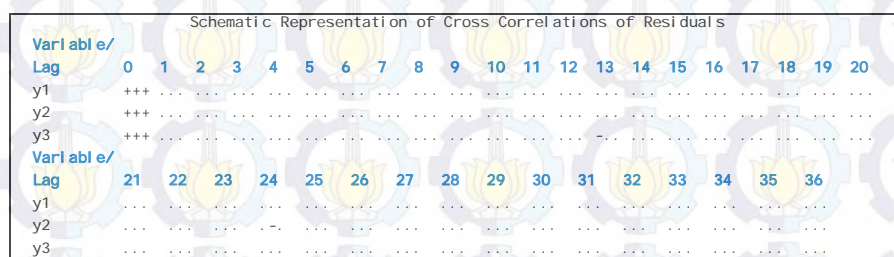
Studi Simulasi 3

Pada studi simulasi ketiga, *residual* yang dibangkitkan berdistribusi normal multivariat, rata-rata nol (0), varians sama dan saling berkorelasi antar persamaan atau lokasi. Matriks varians-kovarians yang digunakan pada studi simulasi ketiga seperti pada persamaan (4.80) berikut ini :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,65 & 0,16 & 0,42 \\ 0,16 & 0,65 & 0,54 \\ 0,42 & 0,54 & 0,65 \end{bmatrix} \quad (4.80)$$

Plot MPCCF dan nilai AIC terkecil adalah sama dengan studi simulasi sebelumnya, dimana tanda yang muncul pada ketiga lokasi pada lag waktu ke-1 dan ke-12 sehingga model yang diduga adalah VARIMA ([1,12],0,0). Begitu juga dengan nilai AIC terkecil terletak pada orde MA(0) dan AR(12).

Nilai matriks varians-kovarians yang digunakan dapat dibuktikan dengan melihat plot *residual cross correlations* seperti pada Gambar 4.22 berikut ini :



Gambar 4.22 Plot *Residual Cross Correlations* Data Tiga Lokasi Gabungan Musiman dan Nonmusiman Untuk Simulasi 3

Berdasarkan Gambar 4.22 menunjukkan bahwa tanda positif yang muncul pada diagonal utama lag nol (0) menyatakan bahwa terdapat nilai varians dari tiga lokasi. Sedangkan tanda positif di sekitar diagonal utama menunjukkan bahwa antar lokasi semuanya saling berkorelasi.

Bobot lokasi yang digunakan dalam simulasi kedua sama dengan simulasi sebelumnya, yaitu normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Hasil perhitungan korelasi silang parsial antar lokasi pada lag waktu ke-1 ($r_{ij}(1)$) dan ke-12 ($r_{ij}(12)$) dengan $i = 1, 2, 3$ dan $i \neq j$ dan taksiran interval 95% dari data hasil simulasi dapat dilihat pada Tabel 4.21 dan 4.22.

Tabel 4.21 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-1

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(1)$	-0,762	-0,875	-0,649	Valid dan
$r_{13}(1)$	-0,774	-0,887	-0,661	Sebanding
$r_{21}(1)$	-0,679	-0,792	-0,566	Valid dan
$r_{23}(1)$	-0,613	-0,726	-0,500	Sebanding
$r_{31}(1)$	-0,592	-0,705	-0,479	Valid dan
$r_{32}(1)$	-0,530	-0,644	-0,417	Sebanding

Hasil inferensia statistik pada Tabel 4.21 dan 4.22 menunjukkan bahwa korelasi silang parsial antar lokasi adalah valid dan sebanding, artinya besarnya korelasi silang parsial antara lokasi ke-2 dan ke-3 terhadap lokasi ke-1 adalah sama besar pada lag waktu ke-1 dan ke-12. Begitu juga untuk korelasi silang

parsial antar lokasi yang lain. Sehingga bobot lokasi yang sesuai untuk simulasi kedua adalah bobot seragam.

Tabel 4.22 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,754	0,641	0,867	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,774	0,661	0,887	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,775	0,662	0,888	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,752	0,639	0,865	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,817	0,704	0,930	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,792	0,679	0,905	Sebanding

Hasil koefisien parameter dari model GSTAR-OLS dan GSTAR-GLS adalah berbeda. Sehingga koefisien parameter yang diperoleh dapat dibentuk persamaan matriks GSTAR-OLS dan GSTAR-GLS seperti pada persamaan (4.81) dan (4.82) berikut ini :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,179 & -0,299 & -0,299 \\ -0,283 & 0,487 & -0,283 \\ -0,198 & -0,198 & 0,404 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,308 & 0,223 & 0,223 \\ 0,311 & 0,071 & 0,311 \\ 0,495 & 0,495 & 0,074 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.81)$$

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,205 & -0,318 & -0,318 \\ -0,261 & 0,432 & -0,261 \\ -0,197 & -0,197 & 0,379 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,262 & 0,244 & 0,244 \\ 0,282 & 0,137 & 0,282 \\ 0,432 & 0,432 & 0,176 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.82)$$

Perbandingan nilai estimasi parameter dan *standard error* GSTARX dengan metode OLS dan GLS ditunjukkan pada Tabel 4.23. Berdasarkan Tabel 4.23 dapat diketahui bahwa nilai *standard error* yang dihasilkan dengan metode GLS lebih kecil jika dibandingkan dengan *standard error* metode OLS. Tetapi untuk parameter model intervensi antar kedua metode menghasilkan *standard error* yang sama. Selain itu, dapat juga dilihat dari nilai efisiensi GLS yang hampir semuanya diatas 10%. Berdasarkan nilai efisiensi tersebut, dapat dikatakan bahwa pada studi simulasi ketiga ini metode GLS lebih efisien daripada metode OLS. Pada simulasi ketiga ini, metode yang memiliki nilai efisiensi GLS terbesar adalah metode GSTARX (Skenario 1).

Tabel 4.23 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTAR	ϕ_{10}^1	0,179	0,041	0,205	0,034	17,073
	ϕ_{11}^1	-0,598	0,048	-0,637	0,042	12,500
	ϕ_{20}^1	0,487	0,053	0,432	0,031	41,509
	ϕ_{21}^1	-0,566	0,050	-0,522	0,033	34,000
	ϕ_{30}^1	0,404	0,085	0,379	0,035	58,823
	ϕ_{31}^1	-0,397	0,088	-0,395	0,040	54,545
	ϕ_{10}^{12}	0,308	0,044	0,262	0,036	18,182
	ϕ_{11}^{12}	0,447	0,045	0,489	0,039	13,333
	ϕ_{20}^{12}	0,071	0,052	0,137	0,030	42,308
	ϕ_{21}^{12}	0,622	0,050	0,565	0,034	32,000
	ϕ_{30}^{12}	0,074	0,092	0,176	0,037	59,783
	ϕ_{31}^{12}	0,991	0,116	0,864	0,049	57,759
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^1	0,145	0,041	0,181	0,030	26,829
	ϕ_{11}^1	-0,568	0,048	-0,614	0,037	22,917
	ϕ_{20}^1	0,443	0,050	0,415	0,027	46,000
	ϕ_{21}^1	-0,522	0,047	-0,505	0,031	34,042
	ϕ_{30}^1	0,316	0,073	0,388	0,029	60,274
	ϕ_{31}^1	-0,288	0,076	-0,397	0,036	52,631
	ϕ_{10}^{12}	0,303	0,043	0,266	0,032	25,581
	ϕ_{11}^{12}	0,450	0,045	0,484	0,035	22,222
	ϕ_{20}^{12}	0,046	0,049	0,134	0,027	44,898
	ϕ_{21}^{12}	0,648	0,048	0,570	0,032	33,333
	ϕ_{30}^{12}	0,049	0,079	0,166	0,031	60,759
	ϕ_{31}^{12}	1,027	0,101	0,879	0,043	57,426
	β_{11}	-4,146	0,772	-4,133	0,771	0,129
	β_{21}	-4,884	0,800	-4,861	0,799	0,125
	β_{31}	-4,093	0,774	-4,080	0,774	0,000

Tabel 4.23 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

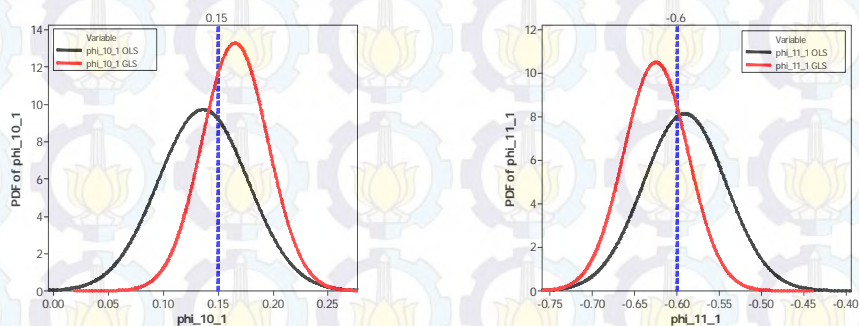
Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^1	0,145	0,041	0,223	0,031	24,390
	ϕ_{11}^1	-0,568	0,048	-0,673	0,037	22,917
	ϕ_{20}^1	0,347	0,045	0,421	0,029	35,556
	ϕ_{21}^1	-0,446	0,044	-0,535	0,032	27,273
	ϕ_{30}^1	0,122	0,044	0,269	0,022	50,000
	ϕ_{31}^1	-0,085	0,053	-0,289	0,034	35,849
	ϕ_{10}^{12}	0,303	0,043	0,289	0,033	23,256
	ϕ_{11}^{12}	0,450	0,045	0,446	0,035	22,222
	ϕ_{20}^{12}	0,022	0,043	0,128	0,028	34,884
	ϕ_{21}^{12}	0,664	0,046	0,551	0,033	28,261
	ϕ_{30}^{12}	0,013	0,045	0,099	0,023	48,889
	ϕ_{31}^{12}	1,057	0,066	0,931	0,039	40,909
	β_{11}	-4,146	0,772	-4,263	0,771	0,129
	β_{21}	-9,981	0,820	-9,948	0,819	0,122
	β_{31}	-14,158	0,792	-14,215	0,792	0,000
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^1	0,136	0,041	0,165	0,030	26,829
	ϕ_{11}^1	-0,591	0,049	-0,625	0,038	22,449
	ϕ_{20}^1	0,398	0,050	0,397	0,027	46,000
	ϕ_{21}^1	-0,500	0,049	-0,508	0,032	34,694
	ϕ_{30}^1	0,301	0,074	0,386	0,031	58,108
	ϕ_{31}^1	-0,282	0,083	-0,422	0,038	54,217
	ϕ_{10}^{12}	0,240	0,040	0,227	0,027	32,500
	ϕ_{11}^{12}	0,492	0,043	0,503	0,033	23,256
	ϕ_{20}^{12}	0,023	0,041	0,106	0,024	41,463
	ϕ_{21}^{12}	0,655	0,044	0,576	0,031	29,545
	ϕ_{30}^{12}	0,026	0,054	0,165	0,025	53,704
	ϕ_{31}^{12}	1,042	0,074	0,857	0,037	50,000
	β_{11}	-9,158	0,776	-9,168	0,775	0,129
	β_{21}	-9,986	0,816	-9,958	0,815	0,122
	β_{31}	-9,156	0,781	-9,169	0,781	0,000
	β_{12}	-1,972	0,826	-1,720	0,794	3,874
	β_{22}	-1,684	0,971	-1,590	0,847	12,770
	β_{32}	-1,920	1,097	-0,819	0,826	99,925

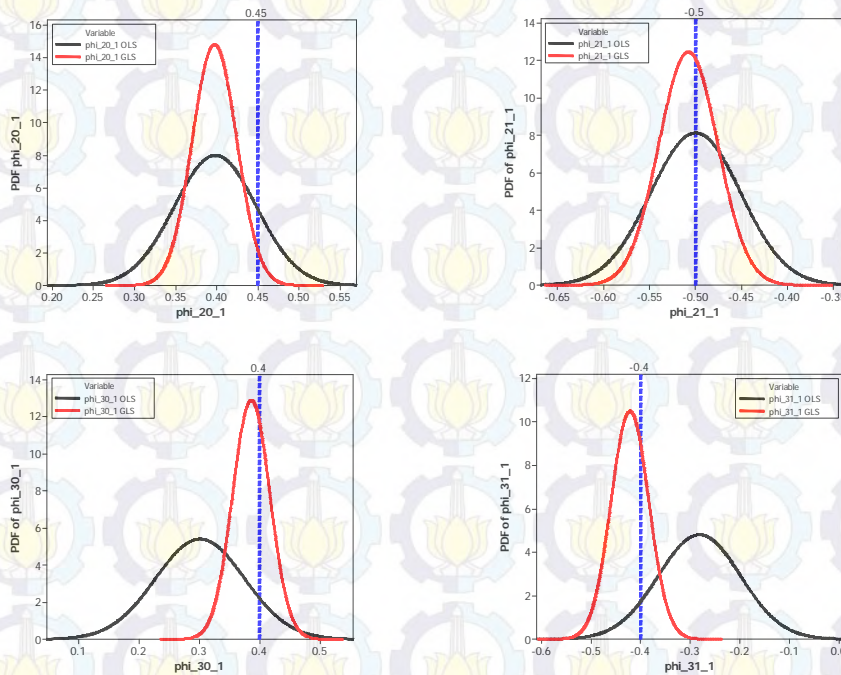
Tabel 4.23 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^1	0,145	0,041	0,183	0,032	21,951
	ϕ_{11}^1	-0,598	0,049	-0,641	0,040	18,367
	ϕ_{20}^1	0,460	0,053	0,421	0,029	45,283
	ϕ_{21}^1	-0,545	0,050	-0,520	0,033	34,000
	ϕ_{30}^1	0,370	0,078	0,379	0,033	57,692
	ϕ_{31}^1	-0,348	0,085	-0,407	0,039	54,118
	ϕ_{10}^{12}	0,235	0,039	0,227	0,027	30,769
	ϕ_{11}^{12}	0,499	0,043	0,506	0,033	23,256
	ϕ_{20}^{12}	0,038	0,040	0,110	0,023	42,500
	ϕ_{21}^{12}	0,648	0,043	0,579	0,030	30,232
	ϕ_{30}^{12}	0,024	0,053	0,168	0,025	52,830
	ϕ_{31}^{12}	1,051	0,072	0,860	0,037	48,611
	β_{11}	-9,143	0,773	-9,163	0,773	0,000
	β_{21}	-9,910	0,803	-9,910	0,803	0,000
	β_{31}	-9,126	0,772	-9,140	0,772	0,000
	β_{12}	-1,904	0,825	-1,582	0,797	3,394
	β_{22}	-1,008	0,980	-1,353	0,845	13,776
	β_{32}	-1,211	1,118	-0,913	0,826	99,926
	β_{13}	-1,717	0,775	-1,578	0,770	0,645
	β_{23}	0,311	0,872	0,120	0,815	6,537
	β_{33}	-0,363	0,839	-0,321	0,776	7,509

Efisiensi parameter GSTARX-GLS dapat ditunjukkan oleh kurva *Probability Density Function* (PDF) masing-masing parameter pada Gambar 4.23, 4.24 dan 4.25 berikut ini :



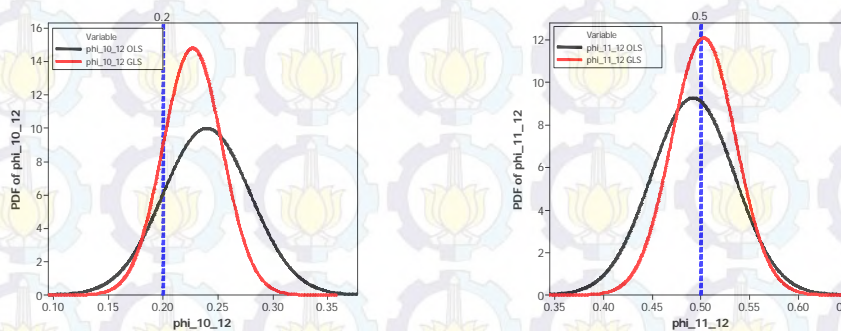
Gambar 4.23 PDF Parameter Nonmusiman Model GSTARX Simulasi 3 Skenario 3



Gambar 4.23 (Lanjutan) PDF Parameter Nonmusiman Model GSTARX

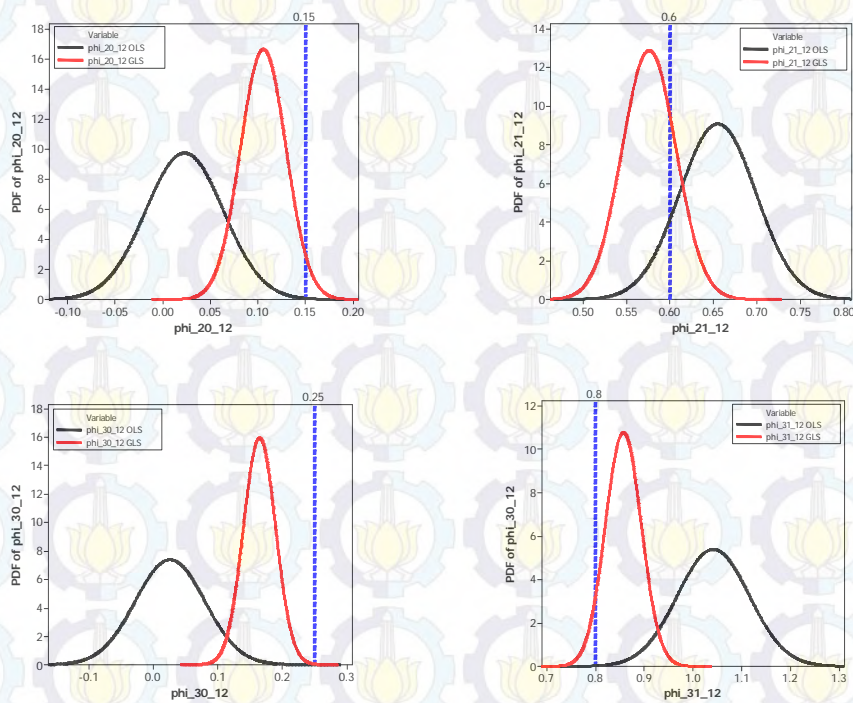
Simulasi 3 Skenario 3

Berdasarkan Gambar 4.23 dan 4.24 menjelaskan bahwa estimasi parameter model GSTARX-GLS menghasilkan parameter dengan nilai *standard error* yang lebih kecil daripada GSTARX-OLS, hal ini ditunjukkan oleh bentuk kurva parameter model GSTARX-GLS yang lebih sempit daripada model GSTARX-OLS. Garis warna biru menunjukkan nilai sebenarnya koefisien parameter dari model GSTARX yang telah ditentukan terlebih dahulu.



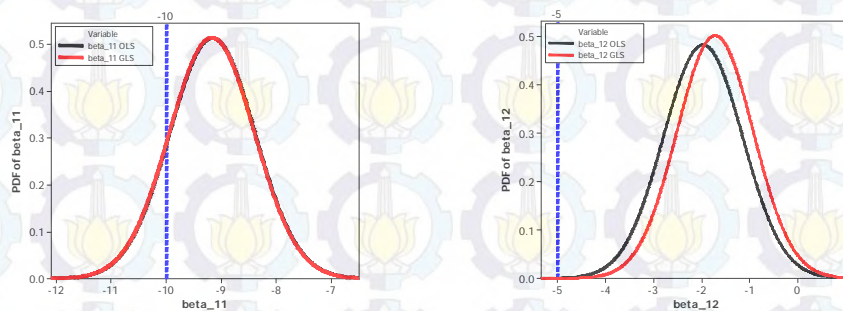
Gambar 4.24 PDF Parameter Musiman Model GSTARX Simulasi 3

Skenario 3

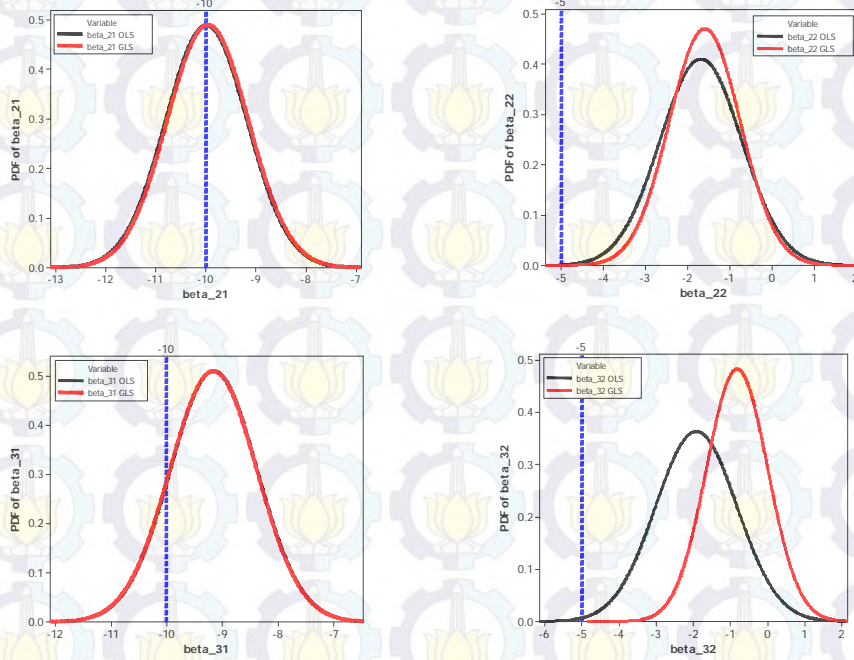


Gambar 4.24 (Lanjutan) PDF Parameter Musiman Model GSTARX Simulasi 3 Skenario 3

Gambar 4.25 menunjukkan bahwa setiap parameter orde intervensi pada model GSTARX telah mendekati nilai parameter yang telah ditetapkan sebelumnya. Berdasarkan Gambar 4.25 parameter orde intervensi model GSTARX-GLS sama baiknya dengan model GSTARX-OLS karena memiliki nilai *standard error* yang cenderung sama.



Gambar 4.25 PDF Parameter Orde Intervensi Model GSTARX Simulasi 3 Skenario 3



Gambar 4.25 (Lanjutan) PDF Parameter Orde Intervensi Model GSTARX

Simulasi 3 Skenario 3

Persamaan model GSTARX dengan estimasi parameter OLS dan GLS

adalah sebagai berikut :

1. Skenario 1

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,145 & -0,284 & -0,284 \\ -0,261 & 0,443 & -0,261 \\ -0,144 & -0,144 & 0,316 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,303 & 0,225 & 0,225 \\ 0,324 & 0,046 & 0,324 \\ 0,513 & 0,513 & 0,049 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \\ + \begin{pmatrix} -4,146 & 0 & 0 \\ 0 & -4,884 & 0 \\ 0 & 0 & -4,093 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.83)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,181 & -0,307 & -0,307 \\ -0,252 & 0,415 & -0,252 \\ -0,198 & -0,198 & 0,388 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,266 & 0,242 & 0,242 \\ 0,285 & 0,134 & 0,285 \\ 0,439 & 0,439 & 0,166 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \\ + \begin{pmatrix} -4,133 & 0 & 0 \\ 0 & -4,861 & 0 \\ 0 & 0 & -4,080 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.84)$$

2. Skenario 2

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,145 & -0,284 & -0,284 \\ -0,223 & 0,347 & -0,223 \\ -0,042 & -0,042 & 0,122 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,303 & 0,225 & 0,225 \\ 0,332 & 0,022 & 0,332 \\ 0,528 & 0,528 & 0,013 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -4,146 & 0 & 0 \\ 0 & -9,981 & 0 \\ 0 & 0 & -14,158 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.85)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,223 & -0,336 & -0,336 \\ -0,267 & 0,421 & -0,267 \\ -0,144 & -0,144 & 0,269 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,289 & 0,223 & 0,223 \\ 0,275 & 0,128 & 0,275 \\ 0,465 & 0,465 & 0,099 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -4,263 & 0 & 0 \\ 0 & -9,948 & 0 \\ 0 & 0 & -14,215 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.86)$$

3. Skenario 3

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,136 & -0,295 & -0,295 \\ -0,250 & 0,398 & -0,250 \\ -0,141 & -0,141 & 0,301 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,240 & 0,246 & 0,246 \\ 0,327 & 0,023 & 0,327 \\ 0,521 & 0,521 & 0,026 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -9,158 & 0 & 0 \\ 0 & -9,986 & 0 \\ 0 & 0 & -9,156 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -1,972 & 0 & 0 \\ 0 & -1,684 & 0 \\ 0 & 0 & -1,920 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.87)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,165 & -0,312 & -0,312 \\ -0,254 & 0,397 & -0,254 \\ -0,211 & -0,211 & 0,386 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,227 & 0,251 & 0,251 \\ 0,288 & 0,106 & 0,288 \\ 0,428 & 0,428 & 0,165 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -9,168 & 0 & 0 \\ 0 & -9,958 & 0 \\ 0 & 0 & -9,169 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -1,720 & 0 & 0 \\ 0 & -1,590 & 0 \\ 0 & 0 & -0,819 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.88)$$

4. Skenario 4

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,145 & -0,299 & -0,299 \\ -0,272 & 0,460 & -0,272 \\ -0,174 & -0,174 & 0,370 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,235 & 0,249 & 0,249 \\ 0,324 & 0,038 & 0,324 \\ 0,525 & 0,525 & 0,024 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -9,143 & 0 & 0 \\ 0 & -9,910 & 0 \\ 0 & 0 & -9,126 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-12) \\ P_2^{(r)}(t-12) \\ P_3^{(r)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -1,904 & 0 & 0 \\ 0 & -1,008 & 0 \\ 0 & 0 & -1,211 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-13) \\ P_2^{(r)}(t-13) \\ P_3^{(r)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -1,717 & 0 & 0 \\ 0 & 0,311 & 0 \\ 0 & 0 & -0,363 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-14) \\ P_2^{(r)}(t-14) \\ P_3^{(r)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.89)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,183 & -0,320 & -0,320 \\ -0,260 & 0,421 & -0,260 \\ -0,203 & -0,203 & 0,379 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,227 & 0,253 & 0,253 \\ 0,289 & 0,110 & 0,289 \\ 0,430 & 0,430 & 0,168 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -9,163 & 0 & 0 \\ 0 & -9,910 & 0 \\ 0 & 0 & -9,140 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-12) \\ P_2^{(r)}(t-12) \\ P_3^{(r)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -1,582 & 0 & 0 \\ 0 & -1,353 & 0 \\ 0 & 0 & -0,913 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-13) \\ P_2^{(r)}(t-13) \\ P_3^{(r)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -1,578 & 0 & 0 \\ 0 & 0,120 & 0 \\ 0 & 0 & -0,321 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-14) \\ P_2^{(r)}(t-14) \\ P_3^{(r)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.90)$$

Studi Simulasi 4

Pada studi simulasi keempat diberikan contoh kasus dimana *residual* saling berkorelasi antar persamaan (lokasi) seperti pada simulasi ketiga tetapi nilai varians yang berbeda tiap lokasi. Kriteria dari *residual* yang dibangkitkan adalah sama dengan simulasi sebelumnya, yaitu *residual* berdistribusi normal multivariate dan rata-rata nol (0). Matriks varians-kovarians yang digunakan dalam simulasi ini adalah :

$$E(\epsilon\epsilon') = \begin{bmatrix} 0,96 & 0,54 & 0,30 \\ 0,54 & 0,45 & 0,26 \\ 0,30 & 0,26 & 0,33 \end{bmatrix} \quad (4.91)$$

Plot MPCCF dan nilai AIC terkecil adalah sama dengan studi simulasi sebelumnya, yaitu signifikan pada lag waktu ke-1 dan ke-12 dan nilai AIC terkecil berada pada MA(0) dan AR(12).

Metode bobot yang digunakan dalam pemodelan GSTAR dan GSTARX data simulasi gabungan musiman dan nonmusiman adalah normalisasi hasil inferensia parsial korelasi silang. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-1 dan ke-12, dan taksiran interval 95% dari data hasil simulasi dapat dilihat pada Tabel 4.24 dan 4.25.

Tabel 4.24 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-1

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(1)$	-0,790	-0,903	-0,677	Valid dan
$r_{13}(1)$	-0,805	-0,918	-0,692	Sebanding
$r_{21}(1)$	-0,669	-0,782	-0,556	Valid dan
$r_{23}(1)$	-0,735	-0,848	-0,622	Sebanding
$r_{31}(1)$	-0,646	-0,759	-0,532	Valid dan
$r_{32}(1)$	-0,667	-0,780	-0,553	Sebanding

Hasil inferensia statistik pada Tabel 4.24 dan 4.25 menunjukkan bahwa korelasi silang parsial antar lokasi adalah valid dan sebanding, artinya besarnya korelasi silang parsial antara lokasi ke-2 dan ke-3 terhadap lokasi ke-1 adalah sama besar pada lag waktu ke-1 dan ke-12. Begitu juga untuk korelasi silang parsial antar lokasi yang lain. Sehingga bobot lokasi yang sesuai untuk simulasi kedua adalah bobot seragam.

Tabel 4.25 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,824	0,710	0,937	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,796	0,683	0,909	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,869	0,756	0,982	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,847	0,734	0,961	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,879	0,766	0,992	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,901	0,788	1,014	Sebanding

Berdasarkan analisis ini, dapat menjelaskan bahwa bobot lokasi yang diperoleh adalah valid karena bobot lokasi normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial adalah sama dengan bobot yang digunakan. Dengan menggunakan bobot lokasi ini, diperoleh hasil estimasi parameter model GSTAR ([1,12]) dan

GSTARX ([1,12]) dengan metode OLS dan GLS. Pada simulasi keempat ini, efek intervensi diasumsikan terjadi pada saat $T = 232$. Perbandingan estimasi parameter dan *standard error* dengan menggunakan metode OLS dan GLS serta efisiensi GLS dapat dilihat pada Tabel 4.26 berikut ini :

Tabel 4.26 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTAR	ϕ_{10}^1	0,123	0,062	0,104	0,039	37,097
	ϕ_{11}^1	-0,593	0,081	-0,564	0,053	34,568
	ϕ_{20}^1	0,331	0,086	0,401	0,046	46,512
	ϕ_{21}^1	-0,426	0,075	-0,485	0,042	44,000
	ϕ_{30}^1	0,425	0,039	0,424	0,030	23,077
	ϕ_{31}^1	-0,444	0,038	-0,441	0,030	21,053
	ϕ_{10}^{12}	0,150	0,068	0,173	0,043	36,765
	ϕ_{11}^{12}	0,542	0,068	0,521	0,046	32,353
	ϕ_{20}^{12}	0,119	0,086	0,111	0,046	46,512
	ϕ_{21}^{12}	0,620	0,078	0,627	0,044	43,590
	ϕ_{30}^{12}	0,295	0,036	0,289	0,028	22,222
	ϕ_{31}^{12}	0,761	0,043	0,768	0,034	20,930
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^1	0,137	0,060	0,133	0,038	36,667
	ϕ_{11}^1	-0,601	0,077	-0,601	0,051	33,766
	ϕ_{20}^1	0,297	0,071	0,365	0,039	45,070
	ϕ_{21}^1	-0,397	0,063	-0,454	0,036	42,857
	ϕ_{30}^1	0,383	0,037	0,406	0,029	21,622
	ϕ_{31}^1	-0,403	0,036	-0,422	0,029	19,444
	ϕ_{10}^{12}	0,172	0,065	0,149	0,040	38,461
	ϕ_{11}^{12}	0,520	0,066	0,544	0,044	33,333
	ϕ_{20}^{12}	0,163	0,072	0,158	0,039	45,833
	ϕ_{21}^{12}	0,582	0,066	0,586	0,038	42,424
	ϕ_{30}^{12}	0,280	0,034	0,265	0,026	23,529
	ϕ_{31}^{12}	0,771	0,042	0,790	0,033	21,429
	β_{11}	-4,427	0,943	-4,455	0,941	0,212
	β_{21}	-4,839	0,683	-4,826	0,682	0,146
	β_{31}	-5,089	0,556	-5,071	0,555	0,180

Tabel 4.26 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	GLS
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^1	0,137	0,060	0,148	0,039	35,000
	ϕ_{11}^1	-0,601	0,077	-0,641	0,051	33,766
	ϕ_{20}^1	0,191	0,053	0,281	0,031	41,509
	ϕ_{21}^1	-0,308	0,049	-0,403	0,031	36,735
	ϕ_{30}^1	0,221	0,029	0,265	0,024	17,241
	ϕ_{31}^1	-0,257	0,032	-0,306	0,028	12,500
	ϕ_{10}^{12}	0,172	0,065	0,145	0,042	35,385
	ϕ_{11}^{12}	0,520	0,066	0,528	0,045	31,818
	ϕ_{20}^{12}	0,126	0,053	0,143	0,031	41,509
	ϕ_{21}^{12}	0,612	0,051	0,580	0,033	35,294
	ϕ_{30}^{12}	0,188	0,028	0,181	0,023	17,857
	ϕ_{31}^{12}	0,835	0,037	0,840	0,031	16,216
	β_{11}	-4,427	0,943	-4,477	0,941	0,212
	β_{21}	-9,872	0,686	-9,872	0,686	0,000
	β_{31}	-14,933	0,611	-14,946	0,610	0,164
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^1	0,104	0,059	0,132	0,037	37,288
	ϕ_{11}^1	-0,574	0,076	-0,606	0,050	34,210
	ϕ_{20}^1	0,202	0,072	0,331	0,039	45,833
	ϕ_{21}^1	-0,320	0,065	-0,440	0,038	41,538
	ϕ_{30}^1	0,384	0,039	0,421	0,030	23,077
	ϕ_{31}^1	-0,409	0,039	-0,445	0,031	20,513
	ϕ_{10}^{12}	0,146	0,053	0,161	0,036	32,075
	ϕ_{11}^{12}	0,543	0,058	0,523	0,041	29,310
	ϕ_{20}^{12}	0,094	0,050	0,157	0,029	42,000
	ϕ_{21}^{12}	0,639	0,049	0,579	0,031	36,735
	ϕ_{30}^{12}	0,211	0,030	0,217	0,023	23,333
	ϕ_{31}^{12}	0,842	0,039	0,839	0,031	20,513
	β_{11}	-9,474	0,946	-9,451	0,945	0,106
	β_{21}	-9,894	0,693	-9,875	0,693	0,000
	β_{31}	-10,032	0,572	-10,058	0,571	0,175
	β_{12}	-5,033	-5,033	-4,799	0,997	7,514
	β_{22}	-3,964	1,013	-2,614	0,797	21,323
	β_{32}	-1,827	-1,827	-1,426	0,647	7,571

Tabel 4.26 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^1	0,153	0,062	0,127	0,039	37,097
	ϕ_{11}^1	-0,626	0,077	-0,590	0,051	33,766
	ϕ_{20}^1	0,322	0,081	0,374	0,044	45,679
	ϕ_{21}^1	-0,411	0,070	-0,462	0,040	42,857
	ϕ_{30}^1	0,407	0,039	0,422	0,030	23,077
	ϕ_{31}^1	-0,419	0,038	-0,435	0,030	21,053
	ϕ_{10}^{12}	0,135	0,053	0,163	0,035	33,962
	ϕ_{11}^{12}	0,551	0,058	0,526	0,041	29,310
	ϕ_{20}^{12}	0,083	0,048	0,149	0,028	41,667
	ϕ_{21}^{12}	0,652	0,047	0,590	0,030	36,170
	ϕ_{30}^{12}	0,208	0,029	0,219	0,023	20,690
	ϕ_{31}^{12}	0,852	0,038	0,842	0,030	21,053
	β_{11}	-9,442	0,943	-9,420	0,941	0,212
	β_{21}	-9,836	0,685	-9,818	0,685	0,000
	β_{31}	-9,996	0,565	-10,018	0,564	0,177
	β_{12}	-4,607	1,086	-4,865	0,998	8,103
	β_{22}	-2,777	1,065	-2,229	0,812	23,756
	β_{32}	-1,616	0,695	-1,444	0,643	7,482
	β_{13}	-1,349	1,000	-1,509	0,968	3,200
	β_{23}	-0,752	0,805	-0,506	0,724	10,062
	β_{33}	-1,331	0,593	-1,252	0,582	1,855

Tabel 4.26 menunjukkan bahwa nilai standard error metode GLS lebih kecil daripada OLS yang artinya pada simulasi keempat pada data tiga lokasi, estimasi parameter dengan menggunakan GLS lebih baik daripada menggunakan OLS. Selain nilai *standard error*, nilai efisiensi GLS pada semua koefisien parameter lebih besar dari 10%. Begitu juga dengan koefisien intervensi dengan menggunakan GLS juga lebih efisien dibanding dengan OLS. Berdasarkan nilai *standard error* dan efisiensi tersebut, dapat disimpulkan bahwa GLS pada simulasi keempat ini lebih efisien daripada OLS. Sedangkan nilai efisiensi GLS terbesar terdapat pada metode GSTARX skenario 4.

Persamaan model GSTAR dan GSTARX dengan estimasi parameter OLS dan GLS adalah sebagai berikut :

1. GSTAR

a. GSTAR-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,123 & -0,296 & -0,296 \\ -0,213 & 0,331 & -0,213 \\ -0,222 & -0,222 & 0,425 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,150 & 0,271 & 0,271 \\ 0,310 & 0,119 & 0,310 \\ 0,380 & 0,380 & 0,295 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.92)$$

b. GSTAR-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,104 & -0,282 & -0,282 \\ -0,242 & 0,401 & -0,242 \\ -0,220 & -0,220 & 0,424 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,173 & 0,260 & 0,260 \\ 0,313 & 0,111 & 0,313 \\ 0,384 & 0,384 & 0,289 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.93)$$

2. GSTARX Skenario 1

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,137 & -0,300 & -0,300 \\ -0,198 & 0,297 & -0,198 \\ -0,201 & -0,201 & 0,383 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,172 & 0,260 & 0,260 \\ 0,291 & 0,163 & 0,291 \\ 0,335 & 0,335 & 0,280 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,427 & 0 & 0 \\ 0 & -4,839 & 0 \\ 0 & 0 & -5,089 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.94)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,133 & -0,300 & -0,300 \\ -0,227 & 0,365 & -0,227 \\ -0,211 & -0,211 & 0,406 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,149 & 0,272 & 0,272 \\ 0,293 & 0,158 & 0,293 \\ 0,395 & 0,395 & 0,265 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,455 & 0 & 0 \\ 0 & -4,826 & 0 \\ 0 & 0 & -5,071 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.95)$$

3. GSTARX Skenario 2

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,137 & -0,300 & -0,300 \\ -0,154 & 0,191 & -0,154 \\ -0,123 & -0,123 & 0,221 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,172 & 0,260 & 0,260 \\ 0,306 & 0,126 & 0,306 \\ 0,417 & 0,417 & 0,188 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,427 & 0 & 0 \\ 0 & -9,872 & 0 \\ 0 & 0 & -14,933 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.96)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,148 & -0,320 & -0,320 \\ -0,201 & 0,281 & -0,201 \\ -0,153 & -0,153 & 0,265 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,145 & 0,264 & 0,264 \\ 0,290 & 0,143 & 0,290 \\ 0,420 & 0,420 & 0,181 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,477 & 0 & 0 \\ 0 & -9,872 & 0 \\ 0 & 0 & -14,946 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.97)$$

4. Skenario 3

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,104 & -0,287 & -0,287 \\ -0,160 & 0,202 & -0,160 \\ -0,204 & -0,204 & 0,384 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,146 & 0,271 & 0,271 \\ 0,318 & 0,094 & 0,318 \\ 0,421 & 0,421 & 0,105 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -9,474 & 0 & 0 \\ 0 & -9,894 & 0 \\ 0 & 0 & -10,032 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -5,033 & 0 & 0 \\ 0 & -3,964 & 0 \\ 0 & 0 & -1,827 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.98)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,104 & -0,303 & -0,303 \\ -0,220 & 0,202 & -0,220 \\ -0,222 & -0,222 & 0,384 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,146 & 0,261 & 0,261 \\ 0,289 & 0,094 & 0,289 \\ 0,419 & 0,419 & 0,147 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -9,451 & 0 & 0 \\ 0 & -9,875 & 0 \\ 0 & 0 & -10,058 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,799 & 0 & 0 \\ 0 & -2,614 & 0 \\ 0 & 0 & -1,426 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.99)$$

5. GSTARX Skenario 4

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,153 & -0,313 & -0,313 \\ -0,205 & 0,322 & -0,205 \\ -0,209 & -0,209 & 0,407 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,135 & 0,275 & 0,275 \\ 0,326 & 0,083 & 0,326 \\ 0,426 & 0,426 & 0,208 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -9,442 & 0 & 0 \\ 0 & -9,836 & 0 \\ 0 & 0 & -9,996 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,607 & 0 & 0 \\ 0 & -2,777 & 0 \\ 0 & 0 & -1,616 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -1,349 & 0 & 0 \\ 0 & -0,752 & 0 \\ 0 & 0 & -1,331 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.100)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,127 & -0,295 & -0,295 \\ -0,231 & 0,374 & -0,231 \\ -0,217 & -0,217 & 0,422 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,163 & 0,263 & 0,263 \\ 0,395 & 0,149 & 0,395 \\ 0,421 & 0,421 & 0,219 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -9,420 & 0 & 0 \\ 0 & -9,818 & 0 \\ 0 & 0 & -10,018 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,865 & 0 & 0 \\ 0 & -2,229 & 0 \\ 0 & 0 & -1,444 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -1,509 & 0 & 0 \\ 0 & -0,506 & 0 \\ 0 & 0 & -1,252 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.101)$$

Studi Simulasi 5

Data yang digunakan dalam simulasi kelima adalah data tiga lokasi yang dibangkitkan dari *residual* yang memiliki kriteria berdistribusi normal multivariat, rata-rata nol (0), varians sama dan tidak semua lokasi yang berkorelasi. Matriks varians-kovarians yang digunakan pada simulasi kelima adalah sebagai berikut :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,90 & 0,00 & 0,18 \\ 0,00 & 0,90 & 0,34 \\ 0,18 & 0,34 & 0,90 \end{bmatrix} \quad (4.102)$$

Plot MPCCF dan nilai AIC terkecil adalah sama dengan studi simulasi sebelumnya, yaitu signifikan pada lag waktu ke-1 dan ke-12 dan nilai AIC terkecil berada pada MA(0) dan AR(12).

Metode bobot yang digunakan dalam pemodelan GSTAR dan GSTARX data simulasi gabungan musiman dan nonmusiman adalah normalisasi hasil inferensia parsial korelasi silang. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-1 dan ke-12, dan taksiran interval 95% dari data hasil simulasi dapat dilihat pada Tabel 4.27 dan 4.28.

Hasil inferensia statistik pada Tabel 4.27 dan 4.28 menunjukkan bahwa korelasi silang parsial antar lokasi adalah valid dan sebanding, artinya besarnya korelasi silang parsial antara lokasi ke-2 dan ke-3 terhadap lokasi ke-1 adalah sama besar pada lag waktu ke-1 dan ke-12. Begitu juga untuk korelasi silang parsial antar lokasi yang lain. Sehingga bobot lokasi yang sesuai untuk simulasi kedua adalah bobot seragam.

Tabel 4.27 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-1

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(1)$	-0,682	-0,795	-0,568	Valid dan
$r_{13}(1)$	-0,668	-0,781	-0,554	Sebanding
$r_{21}(1)$	-0,527	-0,640	-0,414	Valid dan
$r_{23}(1)$	-0,552	-0,665	-0,439	Sebanding
$r_{31}(1)$	-0,465	-0,578	-0,352	Valid dan
$r_{32}(1)$	-0,447	-0,560	-0,334	Sebanding

Tabel 4.28 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,654	0,541	0,768	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,709	0,595	0,822	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,640	0,527	0,754	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,667	0,554	0,781	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,678	0,565	0,792	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,710	0,597	0,823	Sebanding

Berdasarkan analisis ini, dapat menjelaskan bahwa bobot lokasi yang diperoleh adalah valid karena bobot lokasi normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial adalah sama dengan bobot yang digunakan. Dengan menggunakan bobot lokasi ini, diperoleh hasil estimasi parameter model GSTAR ([1,12]) dan GSTARX ([1,12]) dengan metode OLS dan GLS. Pada simulasi kelima ini, diasumsikan efek intervensi terjadi pada saat $T = 194$. Estimasi parameter GSTAR ([1,12]) dan GSTARX ([1,12]) dengan metode OLS dan GLS serta nilai efisiensi GLS seperti pada Tabel 4.29.

Tabel 4.29 menunjukkan bahwa nilai *standard error* metode GLS lebih kecil daripada OLS yang artinya pada simulasi keempat pada data tiga lokasi, estimasi parameter dengan menggunakan GLS lebih baik daripada menggunakan OLS. Selain nilai *standard error*, nilai efisiensi GLS hampir semua koefisien parameter lebih besar dari 5%. Sedangkan koefisien intervensi metode GLS sama dengan OLS. Berdasarkan nilai *standard error* dan efisiensi tersebut, dapat disimpulkan bahwa GLS pada simulasi keempat ini lebih efisien daripada OLS.

Tabel 4.29 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTAR	ϕ_{10}^1	0,123	0,062	0,104	0,039	37,097
	ϕ_{11}^1	-0,593	0,081	-0,564	0,053	34,568
	ϕ_{20}^1	0,331	0,086	0,401	0,046	46,512
	ϕ_{21}^1	-0,426	0,075	-0,485	0,042	44,000
	ϕ_{30}^1	0,425	0,039	0,424	0,030	23,077
	ϕ_{31}^1	-0,444	0,038	-0,441	0,030	21,053
	ϕ_{10}^{12}	0,150	0,068	0,173	0,043	36,765
	ϕ_{11}^{12}	0,542	0,068	0,521	0,046	32,353
	ϕ_{20}^{12}	0,119	0,086	0,111	0,046	46,512
	ϕ_{21}^{12}	0,620	0,078	0,627	0,044	43,590
	ϕ_{30}^{12}	0,295	0,036	0,289	0,028	22,222
	ϕ_{31}^{12}	0,761	0,043	0,768	0,034	20,930
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^1	0,137	0,060	0,133	0,038	36,667
	ϕ_{11}^1	-0,601	0,077	-0,601	0,051	33,766
	ϕ_{20}^1	0,297	0,071	0,365	0,039	45,070
	ϕ_{21}^1	-0,397	0,063	-0,454	0,036	42,857
	ϕ_{30}^1	0,383	0,037	0,406	0,029	21,622
	ϕ_{31}^1	-0,403	0,036	-0,422	0,029	19,444
	ϕ_{10}^{12}	0,172	0,065	0,149	0,040	38,461
	ϕ_{11}^{12}	0,520	0,066	0,544	0,044	33,333
	ϕ_{20}^{12}	0,163	0,072	0,158	0,039	45,833
	ϕ_{21}^{12}	0,582	0,066	0,586	0,038	42,424
	ϕ_{30}^{12}	0,280	0,034	0,265	0,026	23,529
	ϕ_{31}^{12}	0,771	0,042	0,790	0,033	21,429
	β_{11}	-4,427	0,943	-4,455	0,941	0,212
	β_{21}	-4,839	0,683	-4,826	0,682	0,146
	β_{31}	-5,089	0,556	-5,071	0,555	0,180

Tabel 4.29 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^1	0,137	0,060	0,148	0,039	35,000
	ϕ_{11}^1	-0,601	0,077	-0,641	0,051	33,766
	ϕ_{20}^1	0,191	0,053	0,281	0,031	41,509
	ϕ_{21}^1	-0,308	0,049	-0,403	0,031	36,735
	ϕ_{30}^1	0,221	0,029	0,265	0,024	17,241
	ϕ_{31}^1	-0,257	0,032	-0,306	0,028	12,500
	ϕ_{10}^{12}	0,172	0,065	0,145	0,042	35,385
	ϕ_{11}^{12}	0,520	0,066	0,528	0,045	31,818
	ϕ_{20}^{12}	0,126	0,053	0,143	0,031	41,509
	ϕ_{21}^{12}	0,612	0,051	0,580	0,033	35,294
	ϕ_{30}^{12}	0,188	0,028	0,181	0,023	17,857
	ϕ_{31}^{12}	0,835	0,037	0,840	0,031	16,216
	β_{11}	-4,427	0,943	-4,477	0,941	0,212
	β_{21}	-9,872	0,686	-9,872	0,686	0,000
	β_{31}	-14,933	0,611	-14,946	0,610	0,164
	ϕ_{10}^1	0,104	0,059	0,132	0,037	37,288
	ϕ_{11}^1	-0,574	0,076	-0,606	0,050	34,210
	ϕ_{20}^1	0,202	0,072	0,331	0,039	45,833
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{21}^1	-0,320	0,065	-0,440	0,038	41,538
	ϕ_{30}^1	0,384	0,039	0,421	0,030	23,077
	ϕ_{31}^1	-0,409	0,039	-0,445	0,031	20,513
	ϕ_{10}^{12}	0,146	0,053	0,161	0,036	32,075
	ϕ_{11}^{12}	0,543	0,058	0,523	0,041	29,310
	ϕ_{20}^{12}	0,094	0,050	0,157	0,029	42,000
	ϕ_{21}^{12}	0,639	0,049	0,579	0,031	36,735
	ϕ_{30}^{12}	0,211	0,030	0,217	0,023	23,333
	ϕ_{31}^{12}	0,842	0,039	0,839	0,031	20,513
	β_{11}	-9,474	0,946	-9,451	0,945	0,106
	β_{21}	-9,894	0,693	-9,875	0,693	0,000
	β_{31}	-10,032	0,572	-10,058	0,571	0,175
	β_{12}	-5,033	-5,033	-4,799	0,997	7,514
	β_{22}	-3,964	1,013	-2,614	0,797	21,323
	β_{32}	-1,827	-1,827	-1,426	0,647	7,571

Tabel 4.29 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^1	0,153	0,062	0,127	0,039	37,097
	ϕ_{11}^1	-0,626	0,077	-0,590	0,051	33,766
	ϕ_{20}^1	0,322	0,081	0,374	0,044	45,679
	ϕ_{21}^1	-0,411	0,070	-0,462	0,040	42,857
	ϕ_{30}^1	0,407	0,039	0,422	0,030	23,077
	ϕ_{31}^1	-0,419	0,038	-0,435	0,030	21,053
	ϕ_{10}^{12}	0,135	0,053	0,163	0,035	33,962
	ϕ_{11}^{12}	0,551	0,058	0,526	0,041	29,310
	ϕ_{20}^{12}	0,083	0,048	0,149	0,028	41,667
	ϕ_{21}^{12}	0,652	0,047	0,590	0,030	36,170
	ϕ_{30}^{12}	0,208	0,029	0,219	0,023	20,690
	ϕ_{31}^{12}	0,852	0,038	0,842	0,030	21,053
	β_{11}	-9,442	0,943	-9,420	0,941	0,212
	β_{21}	-9,836	0,685	-9,818	0,685	0,000
	β_{31}	-9,996	0,565	-10,018	0,564	0,177
	β_{12}	-4,607	1,086	-4,865	0,998	8,103
	β_{22}	-2,777	1,065	-2,229	0,812	23,756
	β_{32}	-1,616	0,695	-1,444	0,643	7,482
	β_{13}	-1,349	1,000	-1,509	0,968	3,200
	β_{23}	-0,752	0,805	-0,506	0,724	10,062
	β_{33}	-1,331	0,593	-1,252	0,582	1,855

Persamaan model GSTAR dan GSTARX dengan estimasi parameter OLS dan GLS dapat ditulis sebagai berikut :

1. GSTAR

a. GSTAR-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,234 & -0,308 & -0,308 \\ -0,262 & 0,496 & -0,262 \\ -0,170 & -0,170 & 0,390 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,252 & 0,261 & 0,261 \\ 0,287 & 0,140 & 0,287 \\ 0,340 & 0,340 & 0,341 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.103)$$

b. GSTAR-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,235 & -0,309 & -0,309 \\ -0,261 & 0,492 & -0,261 \\ -0,171 & -0,171 & 0,404 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,251 & 0,262 & 0,262 \\ 0,285 & 0,143 & 0,285 \\ 0,371 & 0,371 & 0,291 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.104)$$

2. GSTARX Skenario 1

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,224 & -0,309 & -0,309 \\ -0,255 & 0,460 & -0,255 \\ -0,177 & -0,177 & 0,379 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,241 & 0,260 & 0,260 \\ 0,283 & 0,135 & 0,283 \\ 0,343 & 0,343 & 0,324 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,576 & 0 & 0 \\ 0 & -6,954 & 0 \\ 0 & 0 & -6,491 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.105)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,222 & -0,308 & -0,308 \\ -0,157 & 0,463 & -0,257 \\ -0,181 & -0,181 & 0,409 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,242 & 0,260 & 0,260 \\ 0,279 & 0,144 & 0,279 \\ 0,371 & 0,371 & 0,278 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,576 & 0 & 0 \\ 0 & -6,950 & 0 \\ 0 & 0 & -6,537 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.106)$$

3. GSTARX Skenario 2

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,224 & -0,309 & -0,309 \\ -0,239 & 0,402 & -0,239 \\ -0,130 & -0,130 & 0,272 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,241 & 0,260 & 0,260 \\ 0,282 & 0,120 & 0,282 \\ 0,374 & 0,374 & 0,226 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,576 & 0 & 0 \\ 0 & -12,071 & 0 \\ 0 & 0 & -16,449 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.107)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,227 & -0,312 & -0,312 \\ -0,260 & 0,436 & -0,260 \\ -0,158 & -0,158 & 0,331 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,251 & 0,253 & 0,253 \\ 0,072 & 0,144 & 0,072 \\ 0,099 & 0,099 & 0,198 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,588 & 0 & 0 \\ 0 & -12,032 & 0 \\ 0 & 0 & -16,537 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.108)$$

4. Skenario 3

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,220 & -0,318 & -0,318 \\ -0,258 & 0,458 & -0,258 \\ -0,160 & -0,160 & 0,346 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,206 & 0,270 & 0,270 \\ 0,289 & 0,125 & 0,289 \\ 0,367 & 0,367 & 0,266 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} 0,045 & 0 & 0 \\ 0 & -11,989 & 0 \\ 0 & 0 & -11,509 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -2,461 & 0 & 0 \\ 0 & -0,892 & 0 \\ 0 & 0 & -2,772 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.109)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,224 & -0,319 & -0,319 \\ -0,267 & 0,474 & -0,267 \\ -0,172 & -0,172 & 0,374 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,214 & 0,266 & 0,266 \\ 0,280 & 0,142 & 0,280 \\ 0,379 & 0,379 & 0,249 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$\begin{pmatrix} -9,600 & 0 & 0 \\ 0 & -11,966 & 0 \\ 0 & 0 & -11,552 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -2,429 & 0 & 0 \\ 0 & -0,693 & 0 \\ 0 & 0 & -2,467 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.110)$$

5. GSTARX Skenario 4

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,233 & -0,321 & -0,321 \\ -0,259 & 0,474 & -0,259 \\ -0,174 & -0,174 & 0,388 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,203 & 0,274 & 0,274 \\ 0,290 & 0,125 & 0,290 \\ 0,369 & 0,369 & 0,266 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -9,569 & 0 & 0 \\ 0 & -11,927 & 0 \\ 0 & 0 & -11,507 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -2,366 & 0 & 0 \\ 0 & -0,696 & 0 \\ 0 & 0 & -2,345 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -1,708 & 0 & 0 \\ 0 & -1,302 & 0 \\ 0 & 0 & -0,233 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.111)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,234 & -0,321 & -0,321 \\ -0,262 & 0,479 & -0,262 \\ -0,178 & -0,178 & 0,401 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,209 & 0,269 & 0,269 \\ 0,280 & 0,143 & 0,280 \\ 0,380 & 0,380 & 0,249 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -9,571 & 0 & 0 \\ 0 & -11,922 & 0 \\ 0 & 0 & -11,525 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -2,358 & 0 & 0 \\ 0 & -0,654 & 0 \\ 0 & 0 & -2,198 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -1,698 & 0 & 0 \\ 0 & -1,302 & 0 \\ 0 & 0 & -0,155 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.112)$$

Studi Simulasi 6

Studi simulasi keenam sama dengan studi simulasi kelima, tetapi varians yang digunakan pada simulasi keenam adalah berbeda antar lokasi. Matriks varians-kovarians yang digunakan pada simulasi keenam adalah sebagai berikut :

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}') = \begin{bmatrix} 0,68 & 0,30 & 0,44 \\ 0,30 & 0,75 & 0,00 \\ 0,44 & 0,00 & 0,88 \end{bmatrix} \quad (4.113)$$

Plot MPCCF dan nilai AIC terkecil adalah sama dengan studi simulasi sebelumnya, yaitu signifikan pada lag waktu ke-1 dan ke-12 dan nilai AIC terkecil berada pada MA(0) dan AR(12).

Metode bobot yang digunakan dalam pemodelan GSTAR dan GSTARX data simulasi gabungan musiman dan nonmusiman adalah normalisasi hasil inferensia parsial korelasi silang. Hasil perhitungan parsial korelasi silang antar lokasi pada lag waktu ke-1 dan ke-12, dan taksiran interval 95% dari data hasil simulasi dapat dilihat pada Tabel 4.30 dan 4.31.

Hasil inferensia statistik pada Tabel 4.30 dan 4.31 menunjukkan bahwa korelasi silang parsial antar lokasi adalah valid dan sebanding, artinya besarnya korelasi silang parsial antara lokasi ke-2 dan ke-3 terhadap lokasi ke-1 adalah sama besar pada lag waktu ke-1 dan ke-12. Begitu juga untuk korelasi silang parsial antar lokasi yang lain. Sehingga bobot lokasi yang sesuai untuk simulasi kedua adalah bobot seragam.

Tabel 4.30 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-1

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(1)$	-0,594	-0,708	-0,481	Valid dan
$r_{13}(1)$	-0,626	-0,739	-0,512	Sebanding
$r_{21}(1)$	-0,508	-0,621	-0,395	Valid dan
$r_{23}(1)$	-0,606	-0,719	-0,493	Sebanding
$r_{31}(1)$	-0,322	-0,435	-0,208	Valid dan
$r_{32}(1)$	-0,486	-0,600	-0,373	Sebanding

Tabel 4.31 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,637	0,524	0,751	Valid dan
$r_{13}(12)$	0,607	0,494	0,720	Sebanding
$r_{21}(12)$	0,679	0,566	0,792	Valid dan
$r_{23}(12)$	0,640	0,527	0,754	Sebanding
$r_{31}(12)$	0,706	0,592	0,819	Valid dan
$r_{32}(12)$	0,671	0,558	0,784	Sebanding

Berdasarkan analisis ini, dapat menjelaskan bahwa bobot lokasi yang diperoleh adalah valid karena bobot lokasi normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial adalah sama dengan bobot yang digunakan. Dengan menggunakan bobot lokasi ini, diperoleh hasil estimasi parameter model GSTAR ([1,12]) dan GSTARX ([1,12]) dengan metode OLS dan GLS. Pada simulasi kelima ini, diasumsikan efek intervensi terjadi pada saat $T = 263$. Persamaan model GSTAR dan GSTARX dengan estimasi parameter OLS dan GLS dapat ditulis sebagai berikut :

1. GSTAR

a. GSTAR-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,191 & -0,356 & -0,356 \\ -0,279 & 0,485 & -0,279 \\ -0,385 & -0,383 & 0,376 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,172 & 0,269 & 0,269 \\ 0,292 & 0,142 & 0,292 \\ 0,410 & 0,410 & 0,222 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.114)$$

b. GSTAR-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,172 & -0,346 & -0,346 \\ -0,270 & 0,476 & -0,270 \\ -0,196 & -0,196 & 0,392 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,123 & 0,346 & 0,346 \\ 0,270 & 0,131 & 0,270 \\ 0,196 & 0,196 & 0,244 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.115)$$

2. GSTARX Skenario 1

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,179 & -0,354 & -0,354 \\ -0,265 & 0,454 & -0,265 \\ -0,172 & -0,172 & 0,351 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,092 & 0,283 & 0,283 \\ 0,299 & 0,110 & 0,299 \\ 0,416 & 0,416 & 0,203 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -4,001 & 0 & 0 \\ 0 & -5,144 & 0 \\ 0 & 0 & -3,774 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.116)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,188 & -0,366 & -0,366 \\ -0,257 & 0,435 & -0,257 \\ -0,181 & -0,181 & 0,362 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,116 & 0,271 & 0,271 \\ 0,302 & 0,103 & 0,302 \\ 0,402 & 0,402 & 0,227 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -3,990 & 0 & 0 \\ 0 & -5,172 & 0 \\ 0 & 0 & -3,787 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t) \\ P_2^{(T)}(t) \\ P_3^{(T)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.117)$$

3. GSTARX Skenario 2

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,179 & -0,354 & -0,354 \\ -0,250 & 0,395 & -0,250 \\ -134 & -0,134 & 0,239 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,092 & 0,283 & 0,283 \\ 0,305 & 0,073 & 0,305 \\ 0,429 & 0,429 & 0,134 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -4,001 & 0 & 0 \\ 0 & -10,283 & 0 \\ 0 & 0 & -13,865 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.118)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,216 & -0,387 & -0,387 \\ -0,234 & 0,353 & -0,234 \\ -0,141 & -0,141 & 0,229 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,128 & 0,249 & 0,249 \\ 0,311 & 0,056 & 0,311 \\ 0,408 & 0,408 & 0,158 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$\begin{pmatrix} -4,135 & 0 & 0 \\ 0 & -10,353 & 0 \\ 0 & 0 & -13,934 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t) \\ P_2^{(r)}(t) \\ P_3^{(r)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.119)$$

4. Skenario 3

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,141 & -0,346 & -0,346 \\ -0,266 & 0,436 & -0,266 \\ -0,173 & -0,173 & 0,340 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,033 & 0,308 & 0,308 \\ 0,306 & 0,073 & 0,306 \\ 0,427 & 0,427 & 0,166 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -9,061 & 0 & 0 \\ 0 & -10,207 & 0 \\ 0 & 0 & -8,843 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-12) \\ P_2^{(r)}(t-12) \\ P_3^{(r)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -3,397 & 0 & 0 \\ 0 & -1,496 & 0 \\ 0 & 0 & -1,281 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-13) \\ P_2^{(r)}(t-13) \\ P_3^{(r)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.120)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,165 & -0,350 & -0,350 \\ -0,264 & 0,430 & -0,264 \\ -0,191 & -0,191 & 0,363 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,122 & 0,261 & 0,261 \\ 0,319 & 0,067 & 0,319 \\ 0,408 & 0,408 & 0,197 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} -9,018 & 0 & 0 \\ 0 & -10,209 & 0 \\ 0 & 0 & -8,875 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-12) \\ P_2^{(r)}(t-12) \\ P_3^{(r)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -3,375 & 0 & 0 \\ 0 & -1,581 & 0 \\ 0 & 0 & -1,047 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(r)}(t-13) \\ P_2^{(r)}(t-13) \\ P_3^{(r)}(t-13) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.121)$$

5. GSTARX Skenario 4

a. GSTARX-OLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,190 & -0,365 & -0,365 \\ -0,267 & 0,455 & -0,267 \\ -0,175 & -0,175 & 0,365 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,029 & 0,314 & 0,314 \\ 0,308 & 0,083 & 0,308 \\ 0,436 & 0,436 & 0,167 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \\ + \begin{pmatrix} -9,046 & 0 & 0 \\ 0 & -10,131 & 0 \\ 0 & 0 & -8,784 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -3,020 & 0 & 0 \\ 0 & -1,264 & 0 \\ 0 & 0 & -0,514 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \\ + \begin{pmatrix} -0,514 & 0 & 0 \\ 0 & -0,945 & 0 \\ 0 & 0 & -0,359 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.122)$$

b. GSTARX-GLS

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,178 & -0,348 & -0,348 \\ -0,260 & 0,438 & -0,260 \\ -0,187 & -0,187 & 0,375 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,116 & 0,239 & 0,239 \\ 0,312 & 0,074 & 0,312 \\ 0,415 & 0,415 & 0,199 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-12) \\ Z_2(t-12) \\ Z_3(t-12) \end{bmatrix} + \\ + \begin{pmatrix} -8,966 & 0 & 0 \\ 0 & -10,151 & 0 \\ 0 & 0 & -8,804 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-12) \\ P_2^{(T)}(t-12) \\ P_3^{(T)}(t-12) \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} -3,254 & 0 & 0 \\ 0 & -1,482 & 0 \\ 0 & 0 & -0,935 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-13) \\ P_2^{(T)}(t-13) \\ P_3^{(T)}(t-13) \end{bmatrix} + \\ + \begin{pmatrix} -0,642 & 0 & 0 \\ 0 & -1,082 & 0 \\ 0 & 0 & -0,371 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(T)}(t-14) \\ P_2^{(T)}(t-14) \\ P_3^{(T)}(t-14) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix} \quad (4.123)$$

Estimasi parameter GSTAR ([1,12]) dan GSTARX ([1,12]) dengan metode OLS dan GLS serta nilai efisiensi GLS seperti pada Tabel 4.32. Tabel 4.32 menunjukkan bahwa nilai *standard error* metode GLS lebih kecil daripada OLS yang artinya pada simulasi keenam pada data tiga lokasi, estimasi parameter dengan menggunakan GLS lebih baik daripada menggunakan OLS. Selain nilai *standard error*, nilai efisiensi GLS hampir semua koefisien parameter lebih besar dari 5%. Estimasi parameter dan nilai *standard error* pada parameter orde intervensi menghasilkan nilai yang cenderung sama antara metode GLS dan OLS. Berdasarkan nilai *standard error* dan efisiensi tersebut, dapat disimpulkan bahwa GLS pada simulasi keempat ini lebih efisien daripada OLS.

Tabel 4.32 Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTAR	ϕ_{10}^1	0,191	0,053	0,172	0,039	26,415
	ϕ_{11}^1	-0,712	0,067	-0,692	0,052	22,388
	ϕ_{20}^1	0,485	0,037	0,476	0,035	5,405
	ϕ_{21}^1	-0,549	0,038	-0,541	0,037	2,632
	ϕ_{30}^1	0,376	0,044	0,392	0,036	18,182
	ϕ_{31}^1	-0,371	0,053	-0,393	0,045	15,094
	ϕ_{10}^{12}	0,127	0,060	0,123	0,044	26,667
	ϕ_{11}^{12}	0,538	0,061	0,544	0,048	21,311
	ϕ_{20}^{12}	0,142	0,037	0,131	0,035	5,405
	ϕ_{21}^{12}	0,584	0,039	0,593	0,038	2,564
	ϕ_{30}^{12}	0,222	0,043	0,244	0,035	18,605
	ϕ_{31}^{12}	0,821	0,056	0,796	0,048	14,286
GSTARX (Skenario 1)	ϕ_{10}^1	0,179	0,053	0,188	0,039	26,415
	ϕ_{11}^1	-0,708	0,068	-0,712	0,051	25,000
	ϕ_{20}^1	0,454	0,036	0,435	0,033	8,333
	ϕ_{21}^1	-0,531	0,038	-0,515	0,036	5,263
	ϕ_{30}^1	0,351	0,044	0,362	0,035	20,455
	ϕ_{31}^1	-0,345	0,053	-0,363	0,045	15,094
	ϕ_{10}^{12}	0,092	0,059	0,116	0,043	27,119
	ϕ_{11}^{12}	0,566	0,061	0,542	0,047	22,951
	ϕ_{20}^{12}	0,110	0,035	0,103	0,033	5,714
	ϕ_{21}^{12}	0,598	0,039	0,604	0,037	5,128
	ϕ_{30}^{12}	0,203	0,042	0,227	0,034	19,048
	ϕ_{31}^{12}	0,832	0,057	0,804	0,048	15,789
	β_{11}	-4,001	0,814	-3,990	0,812	0,246
	β_{21}	-5,144	0,844	-5,172	0,843	0,118

Tabel 4.32 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 2)	ϕ_{10}^1	0,179	0,053	0,216	0,040	24,528
	ϕ_{11}^1	-0,708	0,067	-0,774	0,052	22,388
	ϕ_{20}^1	0,395	0,034	0,353	0,031	8,824
	ϕ_{21}^1	-0,501	0,038	-0,468	0,037	2,632
	ϕ_{30}^1	0,239	0,039	0,229	0,031	20,513
	ϕ_{31}^1	-0,265	0,053	-0,282	0,047	11,321
	ϕ_{10}^{12}	0,092	0,059	0,128	0,045	23,729
	ϕ_{11}^{12}	0,566	0,061	0,499	0,048	21,311
	ϕ_{20}^{12}	0,073	0,033	0,056	0,031	6,061
	ϕ_{21}^{12}	0,610	0,039	0,623	0,038	2,564
	ϕ_{30}^{12}	0,134	0,038	0,158	0,031	18,421
	ϕ_{31}^{12}	0,858	0,056	0,816	0,049	12,500
	β_{11}	-4,001	0,814	-4,135	0,812	0,246
	β_{21}	-10,283	0,867	-10,353	0,867	0,000
	β_{31}	-13,865	1,013	-13,934	1,013	0,000
GSTARX (Skenario 3)	ϕ_{10}^1	0,141	0,053	0,165	0,039	26,415
	ϕ_{11}^1	-0,693	0,068	-0,700	0,051	25,000
	ϕ_{20}^1	0,436	0,036	0,430	0,034	5,556
	ϕ_{21}^1	-0,533	0,039	-0,528	0,037	5,128
	ϕ_{30}^1	0,340	0,044	0,363	0,035	20,455
	ϕ_{31}^1	-0,346	0,055	-0,382	0,046	16,364
	ϕ_{10}^{12}	0,033	0,052	0,122	0,037	28,846
	ϕ_{11}^{12}	0,616	0,058	0,522	0,044	24,138
	ϕ_{20}^{12}	0,073	0,032	0,067	0,029	9,375
	ϕ_{21}^{12}	0,612	0,039	0,619	0,036	7,692
	ϕ_{30}^{12}	0,166	0,040	0,197	0,032	20,000
	ϕ_{31}^{12}	0,855	0,056	0,817	0,047	16,071
	β_{11}	-9,061	0,823	-9,018	0,821	0,243
	β_{21}	-10,207	0,854	-10,209	0,853	0,117
	β_{31}	-8,843	0,978	-8,875	0,977	0,102
	β_{12}	-3,397	0,899	-3,375	0,859	4,449
	β_{22}	-1,496	0,950	-1,581	0,936	1,474
	β_{32}	-1,281	1,055	-1,047	1,022	3,128

Tabel 4.32 (Lanjutan) Perbandingan Estimasi Parameter OLS dan GLS Data

Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6

Metode	Parameter	OLS		GLS		Efisiensi GLS
		$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	$\hat{\beta}$	SE ($\hat{\beta}$)	
GSTARX (Skenario 4)	ϕ_{10}^1	0,190	0,055	0,178	0,041	25,455
	ϕ_{11}^1	-0,731	0,068	-0,697	0,053	22,059
	ϕ_{20}^1	0,455	0,037	0,438	0,035	5,405
	ϕ_{21}^1	-0,535	0,038	-0,521	0,037	2,632
	ϕ_{30}^1	0,365	0,044	0,375	0,036	18,182
	ϕ_{31}^1	-0,350	0,054	-0,372	0,046	14,815
	ϕ_{10}^{12}	0,029	0,051	0,116	0,037	27,451
	ϕ_{11}^{12}	0,628	0,058	0,539	0,044	24,138
	ϕ_{20}^{12}	0,083	0,032	0,074	0,029	9,375
	ϕ_{21}^{12}	0,616	0,038	0,625	0,036	5,263
	ϕ_{30}^{12}	0,167	0,039	0,199	0,031	20,513
	ϕ_{31}^{12}	0,872	0,055	0,830	0,047	14,545
	β_{11}	-9,046	0,810	-8,966	0,809	0,123
	β_{21}	-10,131	0,851	-10,151	0,850	0,118
	β_{31}	-8,784	0,965	-8,804	0,964	0,104
	β_{12}	-3,020	0,895	-3,254	0,854	4,581
	β_{22}	-1,264	0,955	-1,482	0,942	1,361
	β_{32}	-1,043	1,043	-0,935	1,011	3,068
	β_{13}	-0,514	0,830	-0,642	0,821	1,084
	β_{23}	-0,945	0,893	-1,082	0,888	0,560
	β_{33}	-0,359	0,983	-0,371	0,976	0,712

4.2 Pemodelan Data Jumlah Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

Pada bagian ini akan dibahas analisis deskriptif dan hasil olah data jumlah wisatawan mancanegara yang melalui wilayah Sumatera, baik menggunakan univariat *time series* maupun multivariat *time series*. Metode yang digunakan untuk univariat *time series* adalah model intervensi. Sedangkan multivariat *time series* meliputi VARIMA, VARIMAX, GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.

4.2.1 Statistika Deskriptif

Analisis deskriptif data jumlah wisatawan mancanegara yang melalui pintu masuk Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru dijelaskan menggunakan statistika deskriptif dan plot *time series*. Statistika deskriptif meliputi rata-rata

(*mean*), standar deviasi, minimum dan maksimum dari data jumlah wisatawan mancanegara tersebut. Hasil statistika deskriptif dari jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Indonesia melalui empat pintu masuk tersebut secara umum ditampilkan pada Tabel 4.33 berikut ini :

Tabel 4.33 Statistika Deskriptif Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

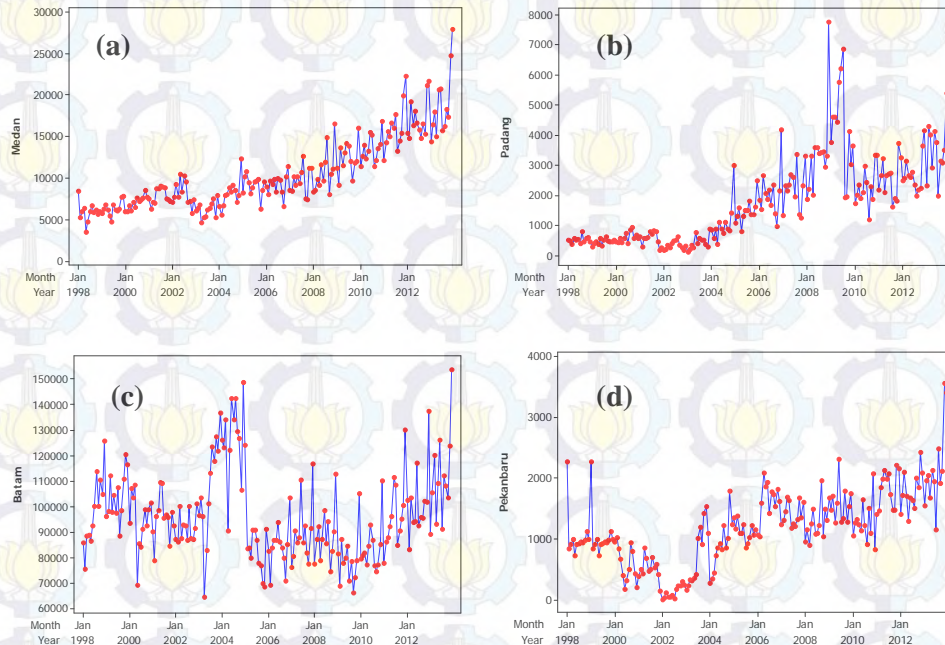
Variabel	Mean	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
Medan	10.394	4.357	3.496	27.948
Padang	1.792	1.449	124	7.766
Batam	96.187	17.157	64.421	153.797
Pekanbaru	1.188,7	625,1	5	3.559

Berdasarkan Tabel 4.33 dapat diketahui bahwa rata-rata jumlah wisatawan mancanegara dari empat lokasi di Sumatera yang terbesar adalah Batam, yaitu sebesar 96.187 orang dengan jumlah wisatawan tertinggi yaitu 153.797 orang pada bulan Desember 2013 dan terendah sebesar 64.421 orang pada bulan April 2003. Rata-rata jumlah wisatawan mancanegara terendah adalah Pekanbaru yaitu 1.188,7 dengan jumlah wisatawan mancanegara tertinggi yaitu 3.559 orang dan terendah 5 orang. Sedangkan nilai standar deviasi menunjukkan tingkat keragaman data jumlah wisatawan mancanegara di empat lokasi tersebut. Berdasarkan nilai standar deviasi dapat diketahui bahwa tingkat keragaman data jumlah wisatawan mancanegara tertinggi terletak pada Batam, yaitu sebesar 17.157 dan diikuti Medan sebesar 4.357.

Selanjutnya pergerakan data jumlah wisatawan mancanegara keempat lokasi dapat diketahui dari plot *time series* pada Gambar 4.26. Plot *time series* dari empat lokasi ini dari bulan Januari 1998 sampai dengan Desember 2013.

Berdasarkan Gambar 4.26, dapat diketahui bahwa pola pergerakan data jumlah wisatawan mancanegara di keempat lokasi cenderung sama. Hal ini berarti jika terjadi kenaikan jumlah wisatawan mancanegara di suatu lokasi, maka jumlah wisatawan mancanegara di tiga lokasi lainnya juga cenderung naik. Kenaikan yang cukup tajam hanya terjadi pada bulan-bulan tertentu. Sebagai contoh, jumlah wisatawan mancanegara di Batam mengalami kenaikan pada kurun waktu tahun 2003 sampai 2004 kemudian turun kembali. Sedangkan jumlah wisatawan mancanegara di Padang mengalami kenaikan yang cukup tajam pada bulan Juni

dan Juli 2009. Dari plot *time series* ini dapat diduga terdapat keterkaitan data wisatawan mancanegara di empat lokasi tersebut.



Gambar 4.26 Plot *Time Series* Wisatawan Mancanegara yang Datang ke
(a) Medan, (b) Padang, (c) Batam, (d) Pekanbaru

Kemudian akan dilakukan identifikasi awal keterkaitan data wisatawan mancanegara di empat lokasi berdasarkan nilai korelasi antar lokasi. Nilai korelasi data wisatawan mancanegara antar lokasi disajikan pada Tabel 4.34 berikut ini :

Tabel 4.34 Nilai Korelasi Data Wisatawan Mancanegara Antar Lokasi

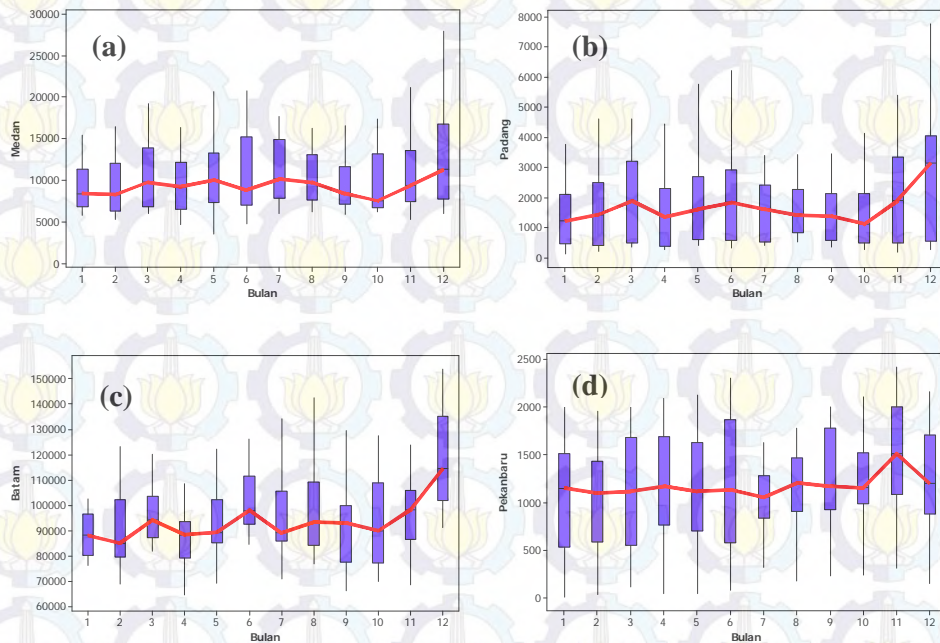
	Medan	Padang	Batam
Padang	0,757		
<i>P-value</i>	0,000		
Batam	0,168	-0,025	
<i>P-value</i>	0,020	0,728	
Pekanbaru	0,699	0,679	0,108
<i>P-value</i>	0,000	0,000	0,137

Tabel 4.34 menjelaskan keterkaitan data wisatawan mancanegara empat lokasi di wilayah Sumatera. Dari Tabel tersebut dapat diketahui bahwa data wisatawan mancanegara antar lokasi saling berkorelasi kecuali Batam dengan Padang dan Pekanbaru yang tidak berkorelasi. Hal ini dilihat dari nilai *p-value* yang lebih kecil dari α (0,05) kecuali nilai *p-value* Batam dengan Padang dan Pekanbaru yang lebih besar dari 0,05.

Tabel 4.35 Rata-rata Wisatawan Mancanegara Empat Lokasi di Sumatera

Bulan	Medan	Padang	Batam	Pekanbaru
Januari	9.131	1.352	91.669	1.127
Februari	9.118	1.629	88.666	1.023
Maret	10.644	1.913	97.584	1.147
April	9.578	1.506	87.612	1.161
Mei	10.628	1.956	92.766	1.137
Juni	10.407	2.028	102.928	1.180
Juli	10.914	1.795	94.741	1.033
Agustus	10.550	1.638	97.076	1.175
September	9.729	1.463	92.283	1.256
Oktober	9.595	1.475	93.234	1.206
Nopember	11.320	2.023	97.945	1.516
Desember	13.118	2.729	117.747	1.303

Analisis deskriptif juga menampilkan rata-rata jumlah wisatawan mancanegara berdasarkan bulan pada keempat lokasi sehingga akan diketahui pada bulan apa saja jumlah wisatawan mancanegara akan tinggi. Berdasarkan Tabel 4.35 menjelaskan bahwa rata-rata wisatawan mancanegara di empat lokasi yang terbanyak sekitar bulan November dan Desember. Rata-rata wisatawan mancanegara tertinggi yang datang ke Medan terjadi pada bulan Desember sebesar 13.118, begitu juga dengan Padang dan Batam yang masing-masing sebesar 2.729 dan 117.747. Sedangkan rata-rata wisatawan mancanegara tertinggi yang datang ke Pekanbaru pada bulan November. Hal ini menunjukkan bahwa rata-rata wisatawan mancanegara tertinggi di wilayah Sumatera pada akhir tahun.

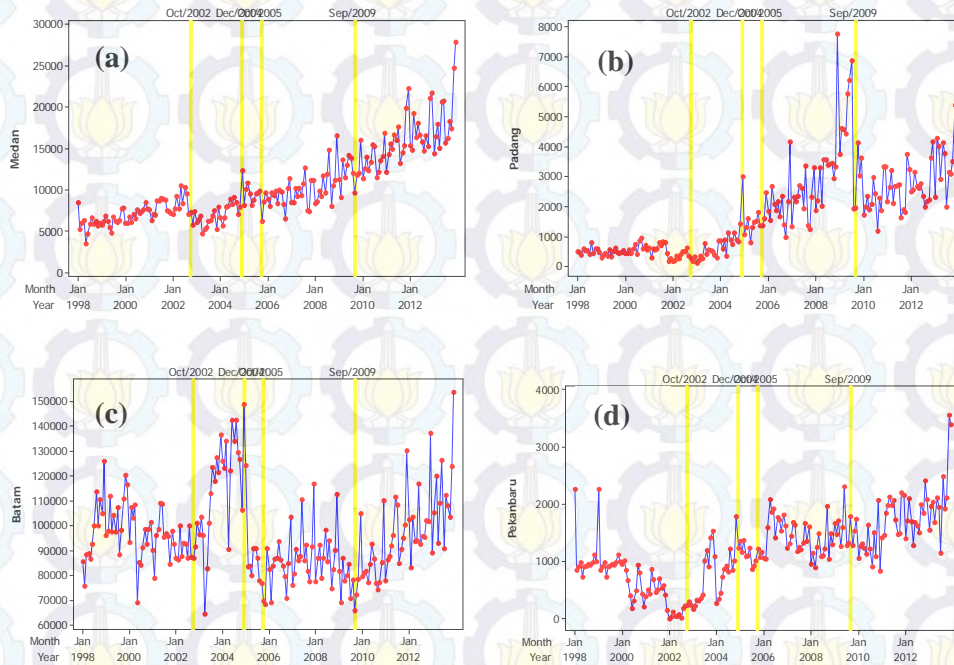


Gambar 4.27 Boxplot Wisatawan Mancanegara yang Datang ke (a) Medan, (b) Padang, (c) Batam, (d) Pekanbaru

Gambar 4.27 menunjukkan bahwa secara keseluruhan ketiga lokasi tersebut mempunyai pola rata-rata wisatawan mancanegara yang hampir sama, yaitu memiliki rata-rata wisatawan mancanegara yang tinggi pada bulan November dan Desember. Sedangkan bulan Januari sampai Oktober tidak terjadi kenaikan atau penurunan yang tajam.

4.2.2 Model *Time Series* Univariat Intervensi Data Wisatawan Mancanegara Wilayah Sumatera

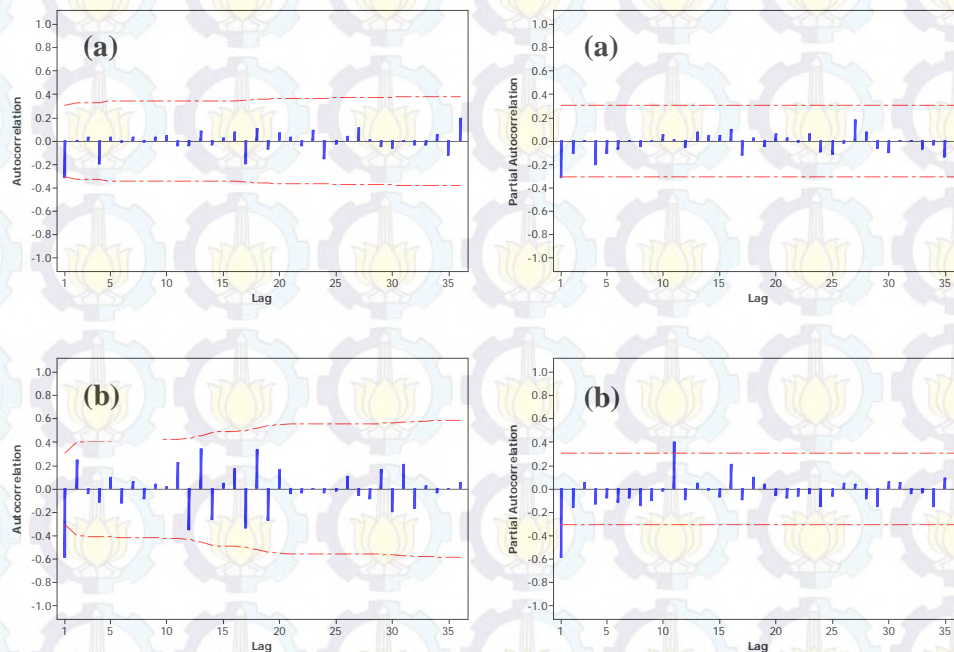
Pemodelan intervensi dilakukan untuk mengetahui orde dari model intervensi pada data wisatawan mancanegara tiap lokasi, yaitu Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru. Kejadian intervensi pada wilayah Sumatera adalah Bom Bali I, Bencana Tsunami Aceh, Bom Bali II dan Gempa Bumi Sumatera Barat. Sebelum dilakukan pemodelan intervensi maka dilakukan pemodelan ARIMA pada data sebelum terjadinya intervensi Bom Bali I, yaitu $T = 1$ sampai dengan $T = 57$. Plot *time series* dari masing-masing lokasi adalah :

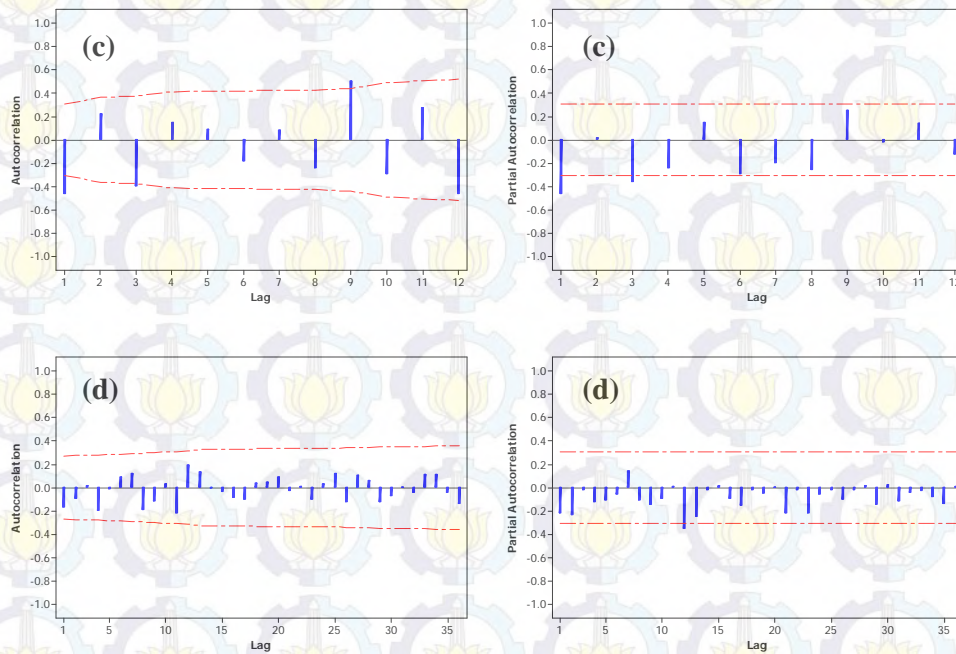


Gambar 4.28 Plot *Time Series* dan Kejadian Intervensi Data Wisatawan

Mancanegara Lokasi (a) Medan, (b) Padang, (c) Batam, (d) Pekanbaru

Orde dugaan model ARIMA dapat dilihat dari plot ACF dan PACF seperti pada Gambar 4.29 berikut ini :





Gambar 4.29 Plot ACF dan PACF Data Wisatawan Mancanegara Sebelum

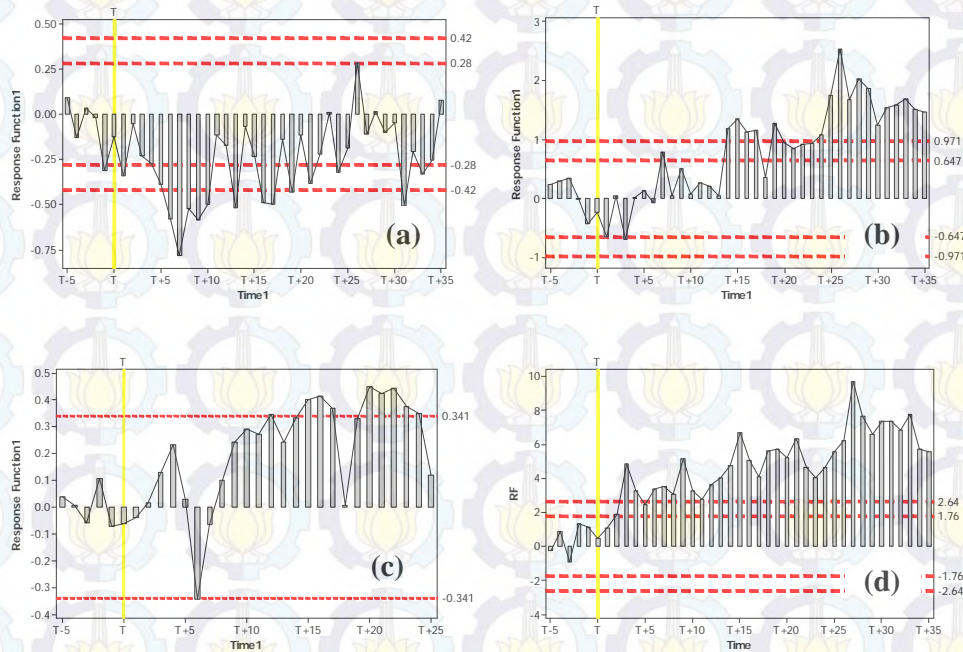
Intervensi di (a) Medan, (b) Padang, (c) Batam, (d) Pekanbaru

Dari plot ACF dan PACF tersebut didapatkan model ARIMA sebelum intervensi. Hasil estimasi dan uji signifikansi parameter model masing-masing lokasi adalah sebagai berikut :

Tabel 4.36. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Lokasi	Model ARIMA	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>
Medan	$(0,1,1)(0,1,0)^{12}$	θ_1	0,990	0,0000
Padang	$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	θ_1	0,579	0,0000
		Θ_1	0,775	0,0000
Batam	$(1,1,0)(0,1,1)^{12}$	ϕ_1	-0,511	0,0001
		Θ_1	0,691	<0,0001
Pekanbaru	$(0,1,1)(0,1,0)^{12}$	θ_1	0,460	0,0020

Setelah model ARIMA sebelum intervensi pertama didapatkan, kemudian penentuan orde dari model intervensi pertama dengan cara membuat plot *residual* dari peramalan data berdasarkan model ARIMA awal.



Gambar 4.30 Plot *Residual* untuk Orde Model Intervensi Pertama pada Data Wisatawan Mancanegara di (a) Medan, (b) Padang, (c) Batam, (d) Pekanbaru

Plot *residual* pada Gambar 4.30 di atas menunjukkan bahwa adanya kejadian intervensi pertama yaitu Bom Bali I menyebabkan *residual* dari data peramalan keluar batas $\pm 3\sigma$ pada lokasi Medan. Dari Gambar 4.32 bagian (a) dapat ditentukan orde model intervensi pertama yaitu $b=6$, $s=(1)$, $r=0$. Setelah model intervensi pertama akibat Bom Bali I diperoleh, selanjutnya akan dimodelkan data dengan menambahkan intervensi yang kedua yaitu Bencana Tsunami Aceh atau pada $T = 84$ yang diduga fungsi *pulse* karena kejadian intervensi ini hanya terjadi pada waktu yang sementara. Dengan cara yang sama seperti intervensi pertama, maka dapat diketahui bahwa kejadian intervensi kedua tidak menyebabkan *residual* dari data peramalan keluar batas $\pm 3\sigma$. Setelah dicoba beberapa kombinasi orde b , s dan r untuk pola *residual* kedua tidak ada yang signifikan. Artinya kejadian intervensi kedua yaitu Bencana Tsunami Aceh tidak memberikan efek pada kunjungan wisatawan mancanegara di Bandara Polonia Medan. Karena intervensi kedua tidak berpengaruh pada kunjungan wisatawan mancanegara di Bandara Polonia, maka dilakukan estimasi parameter untuk model intervensi tanpa memasukkan parameter intervensi kedua. Selanjutnya

model intervensi tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi ketiga. Peramalan untuk menentukan orde model intervensi ketiga dilakukan sebanyak data dari waktu terjadinya intervensi ketiga ($T=94$) sampai dengan data sebelum intervensi keempat ($T=140$). Berdasarkan plot *residual* dari data maka didapatkan orde model intervensi ketiga adalah $b=2$, $s=0$, $r=0$. Sedangkan Gempa Bumi Sumatera Barat sebagai intervensi keempat juga tidak berpengaruh pada kunjungan wisatawan mancanegara di Bandara Polonia, Medan.

Bom Bali I juga menyebabkan *residual* dari data peramalan wisatawan mancanegara di Padang keluar batas $\pm 2\sigma$. Dari gambar 4.30 bagian (b) dapat ditentukan orde model intervensi pertama yaitu $b=3$, $s=r=0$. Kemudian *residual* dari data peramalan pada intervensi pertama digunakan untuk menentukan orde model intervensi kedua. Dengan cara yang sama seperti intervensi pertama, maka didapatkan orde model intervensi kedua dan keempat $b=s=r=0$. Sedangkan intervensi ketiga, yaitu Bom Bali II tidak berpengaruh pada kunjungan wisatawan mancanegara di Bandara BIM, Padang

Hal yang sama juga terjadi pada data wisatawan mancanegara di Batam. Bom Bali I juga menyebabkan *residual* dari data peramalan wisatawan mancanegara di Batam keluar batas $\pm 3\sigma$. Dari gambar 4.30 bagian (c) dapat ditentukan orde model intervensi pertama yaitu $b=6$, $s=r=0$. Kemudian *residual* dari data peramalan pada intervensi pertama digunakan untuk menentukan orde model intervensi kedua. Dengan cara yang sama seperti intervensi pertama, maka didapatkan orde model intervensi kedua $b=3$, $s=r=0$. Sedangkan intervensi ketiga dan keempat tidak berpengaruh terhadap kunjungan wisatawan mancanegara di Batam.

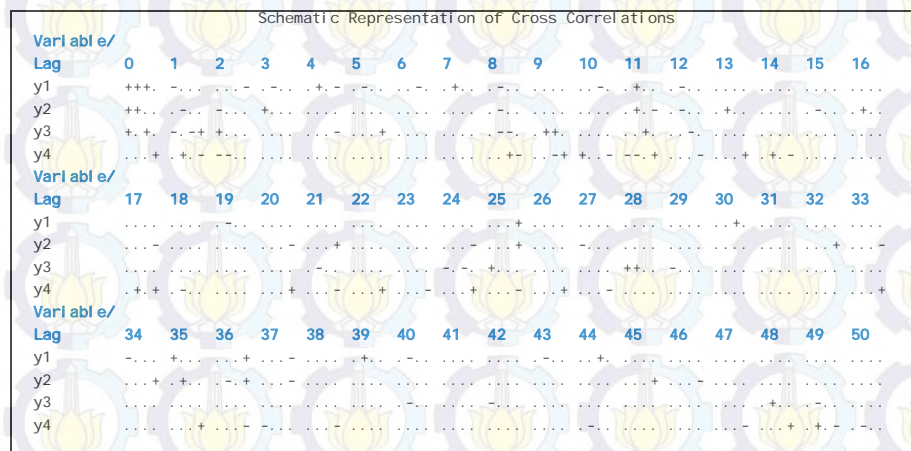
Hal yang berbeda terjadi pada data wisatawan mancanegara di Pekanbaru dimana dari keempat variabel intervensi tidak ada yang berpengaruh terhadap jumlah kedatangan wisatawan mancanegara di Pekanbaru. Karena setelah dicoba beberapa kombinasi orde b , s dan r untuk pola *residual* dari keempat intervensi tidak ada yang signifikan.

4.2.3 Model VARIMAX Data Wisatawan Mancanegara Wilayah Sumatera

Sebelum dilakukan pemodelan GSTARX, pada penelitian ini juga dilakukan pemodelan *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA) dengan menggunakan skenario data *in-sample* dan *out-sample*. Data *in-sample* yang digunakan adalah data jumlah wisatawan mancanegara bulan Januari 1998 sampai dengan Desember 2012 sebanyak 180 observasi. Sedangkan data *out-sample* menggunakan data dari Januari sampai Desember 2013 sebanyak 12 observasi.

4.2.3.1 Identifikasi Orde Model VARIMA

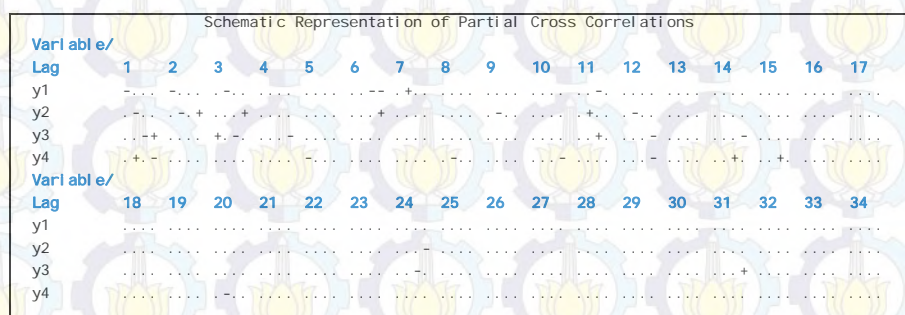
Identifikasi orde model merupakan langkah awal dalam pemodelan VARIMA yang bertujuan untuk mengetahui apakah data wisatawan mancanegara di empat lokasi sudah stasioner atau belum. Proses identifikasi stasioneritas pada data wisatawan mancanegara di empat lokasi dapat diketahui dari plot MCCF pada Gambar 4.31 berikut ini :



Gambar 4.31 Plot MCCF Data Wisatawan Mancanegara di Empat Lokasi

Gambar 4.31 menunjukkan bahwa data wisatawan mancanegara di empat lokasi wilayah Sumatera sudah stasioner setelah dilakukan *differencing* 1 dan 12. Hal ini terlihat dari banyaknya tanda titik yang muncul dalam plot MCCF tersebut. Setelah data wisatawan mancanegara di empat lokasi memenuhi asumsi stasioneritas kemudian dilakukan identifikasi untuk menentukan orde model VARIMA. Penentuan orde model VARIMA dengan menggunakan plot MPCCF

dari data yang sudah stasioner dan nilai AIC terkecil. Plot MPCCF dan nilai AIC dari data yang sudah stasioner dapat dilihat pada Gambar 4.32 dan Tabel 4.36.



Gambar 4.32 Plot MPCCF Data Wisatawan Mancanegara di Empat Lokasi

Gambar 4.32 menunjukkan bahwa plot MPCCF adalah *cut off* atau signifikan pada lag 1. Hal ini dapat dilihat dari keempat tanda negatif yang muncul pada lag 1. Selain plot MPCCF, orde model VARIMA juga dapat dilihat dari nilai AIC yang terkecil. Nilai AIC terkecil terletak pada AR(2) dan MA(0). Sehingga model VARIMA yang terbentuk adalah VARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0)¹².

Tabel 4.37 Nilai AIC Model VARIMA

Lag	MA(0)	MA(1)
AR(0)	59,849	59,284
AR(1)	59,042	59,051
AR(2)	58,816	58,937
AR(3)	58,821	58,984
AR(4)	58,978	59,017
AR(5)	59,101	59,126
AR(6)	59,141	59,423
AR(7)	59,153	59,456
AR(8)	59,260	59,772

4.2.3.2 Estimasi Parameter Model VARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0)¹²

Estimasi parameter dari model VARIMA ([1,2],1,0)(0,1,0)¹² menghasilkan 32 parameter. Tetapi tidak semua parameter yang dihasilkan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap model. Hal ini terlihat dari nilai *p-value* ada yang lebih dari α (0,05). Untuk mengatasi adanya parameter-parameter yang tidak signifikan, maka dilakukan *restrict* terhadap parameter-parameter tersebut. Prosedur *restrict* dilakukan secara bertahap terhadap parameter yang

tidak signifikan dimulai dari p -value terkecil sampai semua parameter signifikan.

Hasil estimasi parameter model VARIMA $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah dilakukan *restrict* ditampilkan pada Tabel 4.38 berikut ini :

Tabel 4.38 Estimasi Parameter Model VARIMA $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah Dilakukan *Restrict*

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t -value	p -value	Variabel
Medan	ϕ_{11}^1	-0,588	0,067	-8,74	0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{14}^1	0,580	0,236	2,46	0,0150	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{11}^2	-0,313	0,071	-4,41	0,0001	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{12}^2	-0,232	0,117	-1,98	0,0490	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{13}^2	0,020	0,008	2,49	0,0140	$Z_3(t-2)$
Padang	ϕ_{22}^1	-0,563	0,069	-8,19	0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{24}^1	0,457	0,132	3,46	0,0007	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{22}^2	-0,341	0,070	-4,85	0,0001	$Z_2(t-2)$
Batam	ϕ_{33}^1	-0,360	0,072	-5,03	0,0001	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{43}^1	0,007	0,002	3,15	0,0020	$Z_3(t-1)$
Pekanbaru	ϕ_{44}^1	-0,495	0,066	-7,47	0,0001	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{41}^1	-0,050	0,019	-2,63	0,0094	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{42}^2	0,078	0,033	2,36	0,0197	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{43}^2	0,005	0,002	2,06	0,0415	$Z_3(t-2)$

Berdasarkan parameter-parameter di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks model VARIMA $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ seperti berikut ini :

$$\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \\ Z_4^*(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,558 & 0 & 0 & 0,580 \\ 0 & -0,563 & 0 & 0,457 \\ 0 & 0 & -0,360 & 0 \\ 0 & 0 & 0,007 & -0,495 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \\ Z_4^*(t-1) \end{bmatrix} + \\
 + \begin{bmatrix} -0,313 & -0,232 & 0,020 & 0 \\ 0 & -0,341 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0,050 & 0,078 & 0,005 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \\ Z_4^*(t-2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \end{bmatrix}$$

Variabel $Z_i^*(t)$ merupakan hasil *differencing* 1 dan 12 dari $Z_i(t)$ yang merupakan data asli, sehingga :

$$\begin{aligned} Z_i^*(t) &= (1-B)(1-B^{12})Z_i(t) \\ &= (1-B-B^{12}+B^{13})Z_i(t) \\ &= Z_i(t) - Z_i(t-1) - Z_i(t-12) + Z_i(t-13) \end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan matriks di atas, maka dapat dijabarkan model VARIMA untuk masing-masing lokasi, yaitu Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru.

Persamaan VARIMA $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ untuk keempat lokasi tersebut adalah sebagai berikut :

(a). Lokasi Medan

$$\begin{aligned} Z_1(t) = & Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,558Z_1(t-1) + 0,558Z_1(t-2) + 0,558Z_1(t-13) - \\ & 0,558Z_1(t-14) + 0,580Z_4(t-1) - 0,580Z_4(t-2) - 0,580Z_4(t-13) + 0,580Z_4(t-14) - \\ & 0,313Z_1(t-2) + 0,313Z_1(t-3) + 0,313Z_1(t-14) - 0,313Z_1(t-15) - 0,232Z_2(t-2) + \\ & 0,232Z_2(t-3) + 0,232Z_2(t-14) - 0,232Z_2(t-15) + 0,020Z_3(t-2) - 0,020Z_3(t-3) - \\ & 0,020Z_3(t-14) + 0,020Z_3(t-15) + e_1(t) \end{aligned}$$

(b). Lokasi Padang

$$\begin{aligned} Z_2(t) = & Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,563Z_2(t-1) + 0,563Z_2(t-2) + 0,563Z_2(t-13) - \\ & 0,563Z_2(t-14) + 0,457Z_4(t-1) - 0,457Z_4(t-2) - 0,457Z_4(t-13) + 0,457Z_4(t-14) - \\ & 0,341Z_2(t-2) + 0,341Z_2(t-3) + 0,341Z_2(t-14) - 0,341Z_2(t-15) + e_2(t) \end{aligned}$$

(c). Lokasi Batam

$$\begin{aligned} Z_3(t) = & Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,360Z_3(t-1) + 0,360Z_3(t-2) + 0,360Z_3(t-13) - \\ & 0,360Z_3(t-14) + e_3(t) \end{aligned}$$

(d). Lokasi Pekanbaru

$$\begin{aligned} Z_4(t) = & Z_4(t-1) + Z_4(t-12) - Z_4(t-13) + 0,007Z_3(t-1) - 0,007Z_3(t-2) - 0,007Z_3(t-13) + \\ & 0,007Z_3(t-14) - 0,495Z_4(t-1) + 0,495Z_4(t-2) + 0,495Z_4(t-13) - 0,495Z_4(t-14) - \\ & 0,050Z_1(t-2) + 0,050Z_1(t-3) + 0,050Z_1(t-14) - 0,050Z_1(t-15) + 0,078Z_2(t-2) - \\ & 0,078Z_2(t-3) - 0,078Z_2(t-14) + 0,078Z_2(t-15) + 0,005Z_3(t-2) - 0,005Z_3(t-3) - \\ & 0,005Z_3(t-14) + 0,005Z_3(t-15) + e_4(t) \end{aligned}$$

Dari model VARIMA data jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Medan di atas menunjukkan bahwa jumlah wisatawan mancanegara di lokasi tersebut dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Medan juga dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di Padang dan Batam pada 2 bulan, 3 bulan, 14 bulan, 15 bulan sebelumnya serta dipengaruhi jumlah wisatawan mancanegara di Pekanbaru pada 1 bulan, 2 bulan, 13 bulan dan 14 bulan sebelumnya.

4.2.3.3 Identifikasi Orde Model VARIMAX

Pada penelitian ini juga akan dilakukan pemodelan VARIMA dengan melibatkan variabel prediktor X, yang selanjutnya disebut dengan VARIMAX. Variabel prediktor X yang digunakan adalah variabel intervensi Bom Bali I Oktober 2002 pada saat $T = 58$, Tsunami Aceh Desember 2004 pada saat $T = 84$, Bom Bali II Oktober 2005 pada saat $T = 94$ dan Gempa Bumi Sumatera Barat September 2009 pada saat $T = 141$. Identifikasi awal dalam pemodelan

VARIMAX sama dengan VARIMA, yaitu melalui plot MCCF, MPCCF dan nilai AIC yang terkecil. Hasil identifikasi melalui plot MCCF, MPCCF dan nilai AIC sama dengan model VARIMA sehingga model VARIMAX yang terbentuk adalah VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$.

4.2.3.4 Estimasi Parameter Model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$

Estimasi parameter model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ menghasilkan 48 parameter. Namun, tidak semua parameter mempengaruhi secara signifikan terhadap model. Sehingga dilakukan *restrict* secara bertahap untuk mengatasi parameter yang tidak signifikan. Hasil estimasi parameter model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah dilakukan *restrict* ditampilkan pada Tabel 4.39 berikut ini :

Tabel 4.39 Estimasi Parameter Model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah Dilakukan *Restrict*

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Medan	ϕ_{11}^1	-0,550	0,067	-8,15	0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{11}^2	-0,277	0,071	-3,90	0,0001	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{12}^2	-0,259	0,118	-2,19	0,0303	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{13}^2	0,022	0,008	2,77	0,0063	$Z_3(t-2)$
	ϕ_{14}^2	-0,504	0,232	-2,17	0,0316	$Z_4(t-2)$
Padang	ϕ_{22}^1	-0,647	0,074	-8,79	0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{22}^2	-0,371	0,068	-5,43	0,0001	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{24}^2	-0,473	0,132	-3,59	0,0005	$Z_4(t-2)$
	β_{24}	-3495,50	817,211	-4,28	0,0001	$P_2^{(141)}(t)$
Batam	ϕ_{33}^1	-0,360	0,072	-4,97	0,0001	$Z_3(t-1)$
Pekanbaru	ϕ_{43}^1	0,007	0,002	3,12	0,0022	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{44}^1	-0,515	0,066	-7,85	0,0001	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{41}^2	-0,049	0,019	-2,58	0,0108	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{42}^2	0,078	0,033	2,34	0,0205	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{43}^2	0,005	0,002	2,06	0,0410	$Z_3(t-2)$

Berdasarkan estimasi parameter pada Tabel 4.39 dapat ditulis dalam bentuk persamaan matriks model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \\ Z_4^*(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -0,550 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,647 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,360 & 0 \\ 0 & 0 & 0,007 & -0,515 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \\ Z_4^*(t-1) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} -0,277 & -0,259 & 0,022 & -0,504 \\ 0 & -0,371 & 0 & -0,473 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0,049 & 0,078 & 0,005 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \\ Z_4^*(t-2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -3495,50 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(141)}(t) \\ P_2^{(141)}(t) \\ P_3^{(141)}(t) \\ P_4^{(141)}(t) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan matriks model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ di atas, dapat dijabarkan ke dalam persamaan masing-masing lokasi. Persamaan model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ data wisatawan mancanegara yang datang ke Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru adalah sebagai berikut :

(a). Lokasi Medan

$$\begin{aligned}
Z_1(t) &= Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,550Z_1(t-1) + 0,550Z_1(t-2) + 0,550Z_1(t-13) - \\
&0,550Z_1(t-14) + 0,58 - 0,277Z_1(t-2) + 0,277Z_1(t-3) + 0,277Z_1(t-14) - \\
&0,277Z_1(t-15) - 0,259Z_2(t-2) + 0,259Z_2(t-3) + 0,259Z_2(t-14) - 0,259Z_2(t-15) + \\
&0,022Z_3(t-2) - 0,022Z_3(t-3) - 0,022Z_3(t-14) + 0,022Z_3(t-15) - 0,504Z_4(t-2) + \\
&0,504Z_4(t-3) + 0,504Z_4(t-14) - 0,504Z_4(t-15) + e_1(t)
\end{aligned}$$

(b). Lokasi Padang

$$\begin{aligned}
Z_2(t) &= Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,647Z_2(t-1) + 0,647Z_2(t-2) + 0,647Z_2(t-13) - \\
&0,647Z_2(t-14) - 0,371Z_2(t-2) + 0,371Z_2(t-3) + 0,371Z_2(t-13) - 0,371Z_2(t-14) - \\
&0,473Z_4(t-2) + 0,473Z_4(t-3) + 0,473Z_4(t-13) - 0,473Z_4(t-14) - 3495,50P_4^{(141)}(t) + \\
&e_2(t)
\end{aligned}$$

(c). Lokasi Batam

$$\begin{aligned}
Z_3(t) &= Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,360Z_3(t-1) + 0,360Z_3(t-2) + 0,360Z_3(t-13) - \\
&0,360Z_3(t-14) + e_3(t)
\end{aligned}$$

(d). Lokasi Pekanbaru

$$\begin{aligned}
Z_4(t) &= Z_4(t-1) + Z_4(t-12) - Z_4(t-13) + 0,007Z_3(t-1) - 0,007Z_3(t-2) - 0,007Z_3(t-13) + \\
&0,007Z_3(t-14) - 0,515Z_4(t-1) + 0,515Z_4(t-2) + 0,515Z_4(t-13) - 0,515Z_4(t-14) - \\
&0,049Z_1(t-2) + 0,049Z_1(t-3) + 0,049Z_1(t-14) - 0,049Z_1(t-15) + 0,078Z_2(t-2) - \\
&0,078Z_2(t-3) - 0,078Z_2(t-14) + 0,078Z_2(t-15) + 0,005Z_3(t-2) - 0,005Z_3(t-3) - \\
&0,005Z_3(t-14) + 0,005Z_3(t-15) + e_4(t)
\end{aligned}$$

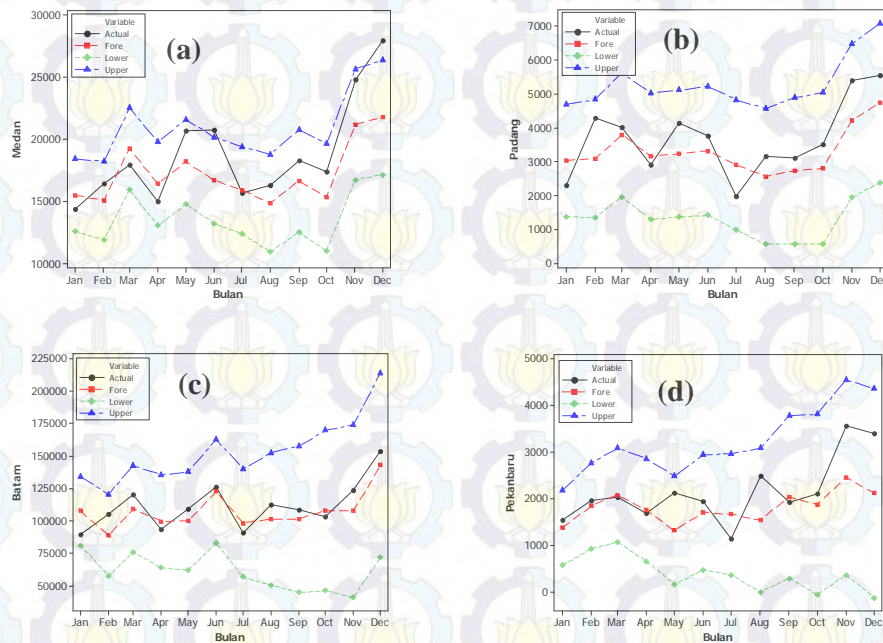
Berdasarkan persamaan model VARIMAX data jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Medan menunjukkan bahwa jumlah wisatawan mancanegara di

lokasi tersebut dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Medan juga dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di Padang, Batam dan Pekanbaru pada 2 bulan, 3 bulan, 14 bulan, 15 bulan sebelumnya

4.2.3.5 Peramalan dan Pengujian Asumsi Residual *White Noise Model*

VARIMAX ([1,2],1,0)(0,1,0)¹²

Setelah mendapatkan model VARIMAX ([1,2],1,0)(0,1,0)¹² untuk empat lokasi kemudian dilakukan peramalan data *out-sample* selama 12 bulan ke depan. Hasil peramalan *out-sample* ditampilkan pada Gambar 4.33 di bawah ini. Gambar 4.33 menunjukkan bahwa warna hitam merupakan plot dari data jumlah wisatawan mancanegara yang sebenarnya atau aktual, sedangkan warna merah merupakan hasil ramalannya.



Gambar 4.33 Hasil Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Data *Out-sample* yang Datang ke (a) Medan, (b) Padang, (c) Batam dan (d) Pekanbaru

Gambar 4.33 menunjukkan bahwa hasil ramalan dengan data sebenarnya mendekati (mirip) dan nilai aktual masih berada di dalam batas atas (*upper*) dan

batas bawah (*lower*). Namun, ada satu titik data aktual di Medan yang berada di luar batas atas, yaitu data pada bulan Juni 2013.

Nilai RMSE yang dihasilkan dari peramalan data *out-sample* jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di empat lokasi adalah sebagai berikut :

Tabel 4.40 Nilai RMSE Hasil Peramalan Model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$

Lokasi	Nilai RMSE
Medan	2.723,81
Padang	765,24
Batam	11.178,60
Pekanbaru	634,92

Tabel 4.40 menunjukkan bahwa nilai RMSE hasil peramalan data *out-sample* jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Medan adalah 2.723,81, Padang sebesar 765,24, Batam adalah 11.178,60 dan Pekanbaru sebesar 634,92.

Dari model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ tiap lokasi kemudian didapatkan nilai *residual* yang selanjutnya digunakan untuk uji asumsi apakah model sudah memenuhi asumsi *white noise*. Pengujian dilakukan dengan cara memodelkan ulang *residual* dari model. Kemudian dilakukan pengecekan terhadap nilai AIC terkecil, jika nilai AIC terkecil terletak pada AR(0) dan MA(0) maka *residual* model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ dapat dikatakan telah memenuhi asumsi *white noise*.

Tabel 4.41 Nilai AIC *Residual* Model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$

Lag	MA(0)	MA(1)
AR(0)	58,429	58,672
AR(1)	58,589	58,769
AR(2)	58,698	58,864
AR(3)	58,790	58,953
AR(4)	58,852	58,974
AR(5)	58,891	59,049
AR(6)	59,138	59,310

Tabel 4.41 menunjukkan bahwa nilai AIC terkecil terletak pada MA(0) dan AR(0), sehingga *residual* dari model VARIMAX $([1,2],1,0)(0,1,0)^{12}$ telah memenuhi asumsi *white noise*.

4.2.4 Pemodelan Data Jumlah Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

Pemodelan GSTARX pada data jumlah wisatawan mancanegara merupakan pemodelan secara multivariat yang melibatkan variabel prediktor X. Variabel prediktor X yang digunakan untuk pemodelan data wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera adalah Bom Bali I, Tsunami Aceh, Bom Bali II dan Gempa Bumi Sumatera Barat. Pemodelan ini menggunakan estimasi parameter *Ordinary Least Square* (OLS) dan *Generalized Least Square* (GLS). Pemodelan GSTARX merupakan pemodelan untuk data *time series* yang memperhatikan faktor spasial atau lokasi. Hal ini ditunjukkan dengan adanya pembobotan yang diberikan pada masing-masing variabel lokasi. Pembobot yang digunakan dalam penelitian ini adalah bobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang parsial dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial.

Tahap identifikasi sebelum pemodelan GSTARX yang sudah dilakukan sebelumnya, yaitu pemodelan VARIMAX. Orde model VARIMAX yang diperoleh akan digunakan dalam pemodelan GSTARX, yaitu lag yang signifikan adalah lag 1 dan 2. Sedangkan orde spasial yang digunakan dibatasi pada orde 1. Sehingga model GSTARX yang digunakan dalam penelitian ini adalah GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dan GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$.

4.2.4.1 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot Seragam

Bobot seragam dalam pemodelan GSTARX pada data jumlah wisatawan mancanegara mengasumsikan bahwa jumlah wisatawan mancanegara di suatu lokasi memiliki pengaruh yang sama terhadap jumlah wisatawan mancanegara di lokasi-lokasi lainnya. Matriks bobot seragam yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 0 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 0 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \end{bmatrix}$$

Estimasi parameter model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dilakukan dengan meregresikan variabel $Z_i(t)$ sebagai variabel respon yang merupakan hasil differencing 1 dan 12 pada empat lokasi dengan 16 variabel prediktor yang merupakan lag-lag dari variabel $Z_i(t)$. Dengan menggunakan taraf signifikansi 5% ($\alpha = 0,05$), maka diperoleh hasil estimasi parameter yang signifikan dari model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ sebagai berikut :

Tabel 4.42 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Seragam

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Medan	ϕ_{10}^1	-0,551	0,074	-7,44	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^2	-0,335	0,075	-4,48	<0,0001	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{11}^2	0,067	0,026	2,57	0,0110	$V_1(t-2)$
Padang	ϕ_{20}^1	-0,571	0,074	-7,74	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,359	0,075	-4,81	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Batam	ϕ_{30}^1	-0,402	0,078	-5,16	<0,0001	$Z_3(t-1)$
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,551	0,076	-7,21	<0,0001	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{41}^1	0,018	0,006	2,75	0,0066	$V_4(t-1)$

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.42 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-OLS

$([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot seragam sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \\ Z_4^*(t) \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} -0,551 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,571 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,402 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,551 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,018 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 0 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 0 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \\ Z_4^*(t-1) \end{bmatrix} + \\ + \left(\begin{bmatrix} -0,335 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,359 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,067 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 0 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 0 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \\ Z_4^*(t-2) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \end{bmatrix}$$

Berdasarkan persamaan matriks di atas, dapat dituliskan model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot seragam untuk masing-masing lokasi sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Medan

$$Z_1^*(t) = -0,551Z_1^*(t-1) - 0,335Z_1^*(t-2) + 0,022Z_2^*(t-2) + 0,022Z_3^*(t-2) + 0,022Z_4^*(t-2) + e_1(t)$$

Variabel $Z_i^*(t)$ merupakan hasil *differencing* 1 dan 12 dari $Z_i(t)$ yang merupakan data asli, sehingga :

$$\begin{aligned} Z_i^*(t) &= (1-B)(1-B^{12})Z_i(t) \\ &= (1-B-B^{12}+B^{13})Z_i(t) \\ &= Z_i(t) - Z_i(t-1) - Z_i(t-12) + Z_i(t-13) \end{aligned}$$

Selanjutnya variabel $Z_i^*(t)$ disubstitusikan ke dalam persamaan matriks dari GSTARX-OLS di atas, sehingga didapatkan model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ data jumlah wisatawan mancanegara Medan. Persamaan matriks GSTARX-OLS di atas dijabarkan untuk masing-masing lokasi sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Medan

$$\begin{aligned} Z_1(t) &= Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,551Z_1(t-1) + 0,551Z_1(t-2) + 0,551Z_1(t-13) - \\ &\quad 0,551Z_1(t-14) - 0,335Z_2(t-1) + 0,335Z_2(t-2) + 0,335Z_2(t-13) - 0,335Z_2(t-14) + \\ &\quad 0,022Z_2(t-2) - 0,022Z_2(t-3) - 0,022Z_2(t-14) + 0,022Z_2(t-15) + 0,022Z_3(t-2) - \\ &\quad 0,022Z_3(t-3) - 0,022Z_3(t-14) + 0,022Z_3(t-15) + 0,022Z_4(t-2) - 0,022Z_4(t-3) - \\ &\quad 0,022Z_4(t-14) + 0,022Z_4(t-15) + e_1(t) \end{aligned}$$

(b). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Padang

$$\begin{aligned} Z_2(t) &= Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,571Z_2(t-1) + 0,571Z_2(t-2) + 0,571Z_2(t-13) - \\ &\quad 0,571Z_2(t-14) - 0,359Z_2(t-2) + 0,359Z_2(t-3) + 0,359Z_2(t-14) - 0,359Z_2(t-15) - \\ &\quad e_2(t) \end{aligned}$$

(c). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Batam

$$\begin{aligned} Z_3(t) &= Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,402Z_3(t-1) + 0,402Z_3(t-2) + 0,402Z_3(t-13) - \\ &\quad 0,402Z_3(t-14) + e_3(t) \end{aligned}$$

(d). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Pekanbaru

$$\begin{aligned} Z_4(t) &= Z_4(t-1) + Z_4(t-12) - Z_4(t-13) - 0,551Z_4(t-1) + 0,551Z_4(t-2) + 0,551Z_4(t-13) - \\ &\quad 0,551Z_4(t-14) + 0,006Z_1(t-1) - 0,006Z_1(t-2) - 0,006Z_1(t-13) + 0,006Z_1(t-14) + \\ &\quad 0,006Z_2(t-1) - 0,006Z_2(t-2) - 0,006Z_2(t-13) + 0,006Z_2(t-14) + 0,006Z_3(t-1) - \\ &\quad 0,006Z_3(t-2) - 0,006Z_3(t-13) + 0,006Z_3(t-14) + e_4(t) \end{aligned}$$

Berdasarkan model GSTARX-OLS di atas dapat diketahui bahwa jumlah wisatawan mancanegara di Batam dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan dan 14 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Padang dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya. Berbeda dengan dua lokasi lainnya, jumlah wisatawan mancanegara di Medan dan Pekanbaru dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, dan 14 bulan sebelumnya. Selain itu, jumlah wisatawan mancanegara di Medan dan Batam juga dipengaruhi jumlah wisatawan mancanegara di tiga lokasi lainnya pada 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya.

Tabel 4.43 Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Seragam

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Medan	ϕ_{10}^1	-0,587	0,068	-8,60	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^2	-0,329	0,069	-4,77	<0,0001	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{11}^2	0,048	0,024	1,95	0,0530	$V_1(t-2)$
Padang	ϕ_{20}^1	-0,570	0,071	-8,07	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,325	0,071	-4,56	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Batam	ϕ_{30}^1	-0,399	0,075	-5,31	<0,0001	$Z_3(t-1)$
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,585	0,075	-7,80	<0,0001	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{41}^1	0,019	0,006	2,92	0,0040	$V_4(t-1)$

Variabel $V_1(t-2)$ signifikan pada $\alpha = 0,1$. Dalam pemodelan ini variabel $V_1(t-2)$ tetap dimasukkan dalam model dengan tujuan untuk dibandingkan dengan parameter GSTARX-OLS dengan pembobot yang sama. Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.43 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot seragam sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \\ Z_4^*(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,587 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,570 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,399 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,585 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,019 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 0 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 0 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \\ Z_4^*(t-1) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} -0,329 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,325 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,048 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 0 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 0 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \\ Z_4^*(t-2) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1127,89 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(141)}(t) \\ P_2^{(141)}(t) \\ P_3^{(141)}(t) \\ P_4^{(141)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \end{bmatrix}$$

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan di atas maka didapatkan model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ data jumlah wisatawan mancanegara di empat lokasi, yaitu Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru. Persamaan matriks GSTARX-GLS di atas dijabarkan untuk masing-masing lokasi sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Medan

$$Z_1(t) = Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,587Z_1(t-1) + 0,587Z_1(t-2) + 0,587Z_1(t-13) - \\ - 0,587Z_1(t-14) - 0,329Z_2(t-1) + 0,329Z_2(t-2) + 0,329Z_2(t-13) - 0,329Z_2(t-14) + \\ + 0,016Z_2(t-2) - 0,016Z_2(t-3) - 0,016Z_2(t-14) + 0,016Z_2(t-15) + 0,016Z_3(t-2) - \\ - 0,016Z_3(t-3) - 0,016Z_3(t-14) + 0,016Z_3(t-15) + 0,016Z_4(t-2) - 0,016Z_4(t-3) - \\ - 0,016Z_4(t-14) + 0,016Z_4(t-15) + e_1(t)$$

(b). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Padang

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,570Z_2(t-1) + 0,570Z_2(t-2) + 0,570Z_2(t-13) - \\ - 0,570Z_2(t-14) - 0,325Z_2(t-2) + 0,325Z_2(t-3) + 0,325Z_2(t-14) - 0,325Z_2(t-15) - \\ - e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Batam

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,399Z_3(t-1) + 0,399Z_3(t-2) + 0,399Z_3(t-13) - \\ - 0,399Z_3(t-14) + e_3(t)$$

(d). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Pekanbaru

$$Z_4(t) = Z_4(t-1) + Z_4(t-12) - Z_4(t-13) - 0,585Z_4(t-1) + 0,585Z_4(t-2) + 0,585Z_4(t-13) - \\ - 0,585Z_4(t-14) + 0,006Z_1(t-1) - 0,006Z_1(t-2) - 0,006Z_1(t-13) + 0,006Z_1(t-14) + \\ + 0,006Z_2(t-1) - 0,006Z_2(t-2) - 0,006Z_2(t-13) + 0,006Z_2(t-14) + 0,006Z_3(t-1) - \\ - 0,006Z_3(t-2) - 0,006Z_3(t-13) + 0,006Z_3(t-14) + e_4(t)$$

Analisis dari model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ jumlah wisatawan mancanegara di empat lokasi adalah sama dengan model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$, hanya nilai koefisien parameter yang berbeda sehingga besar pengaruh pada masing-masing lokasi juga berbeda. Setelah estimasi parameter dari kedua metode didapatkan, kemudian menghitung nilai efisiensi dari metode GLS untuk

mengetahui apakah metode GLS lebih efisien dari OLS atau tidak. Efisiensi metode GLS ditampilkan pada Tabel 4.44 .

Berdasarkan Tabel di atas, dapat diketahui bahwa nilai *standard error* yang dihasilkan GSTARX-GLS lebih kecil daripada GSTARX-OLS, hal ini menyebabkan estimasi parameter dengan metode GLS lebih baik dibandingkan dengan OLS. Selain itu, dapat juga dilihat dari nilai efisiensi GLS pada masing-masing parameter di empat lokasi.

Tabel 4.44 Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Bobot Seragam

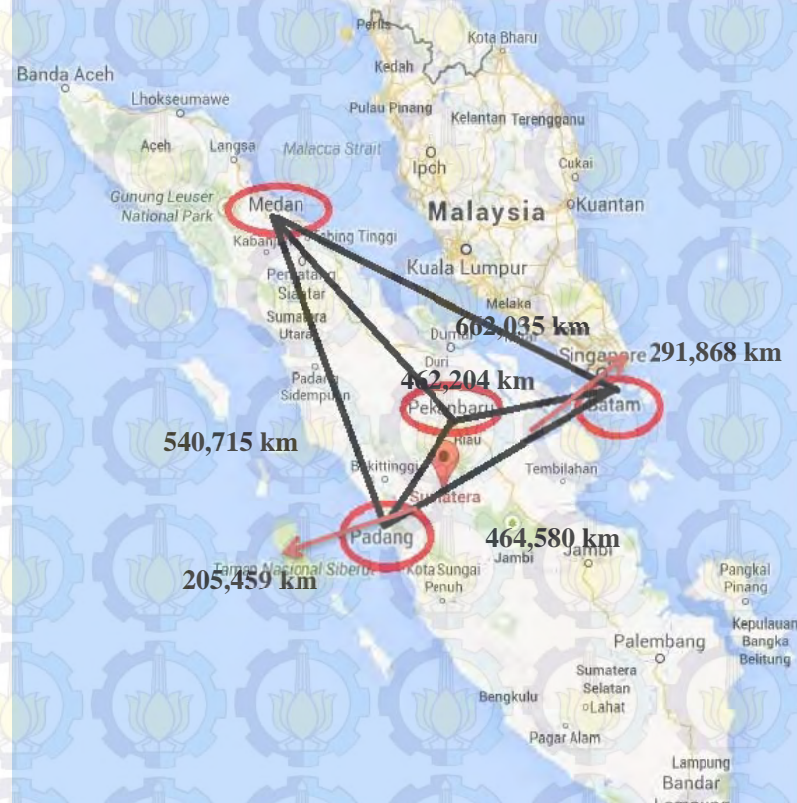
Lokasi	Parameter	GSTARX-OLS		GSTARX-GLS		Efisiensi GLS (%)
		Koefisien	<i>Standard Error</i>	Koefisien	<i>Standard Error</i>	
Medan	ϕ_{10}^1	-0,551	0,074	-0,587	0,068	8,108
	ϕ_{10}^2	-0,335	0,075	-0,329	0,069	8,00
	ϕ_{11}^2	0,067	0,026	0,048	0,024	7,692
Padang	ϕ_{20}^1	-0,571	0,074	-0,570	0,071	4,054
	ϕ_{20}^2	-0,359	0,075	-0,325	0,071	5,333
Batam	ϕ_{30}^1	-0,402	0,078	-0,399	0,075	3,846
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,551	0,076	-0,585	0,075	1,316
	ϕ_{41}^1	0,018	0,006	0,019	0,006	0,000

4.2.4.2 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot *Invers Jarak*

Pemodelan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan menggunakan bobot *invers jarak* mengasumsikan bahwa jumlah wisatawan mancanegara di suatu lokasi dipengaruhi oleh jauh atau dekatnya jarak yang dimiliki dengan lokasi lainnya. Jarak antara dua lokasi yang jauh akan memiliki bobot yang cenderung lebih rendah dibandingkan dengan jarak antara dua lokasi yang dekat. Gambar 4.34 menunjukkan letak dan jarak dari keempat lokasi yang digunakan dalam penelitian ini.

Berdasarkan Gambar 4.34, jarak antara Medan dengan Batam merupakan jarak yang terjauh diantara jarak lokasi lainnya, yaitu sebesar 662,035 km. Jarak

antar lokasi tersebut kemudian dinormalisasikan nilai *invers* jarak antar lokasi tersebut sehingga membentuk matriks pembobot.



Gambar 4.34 Peta Jarak Empat Lokasi di Wilayah Sumatera

Matriks pembobot *invers* jarak berdasarkan peta jarak empat lokasi di atas ditampilkan berikut ini :

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0,325 & 0,278 & 0,273 \\ 0,447 & 0 & 0,170 & 0,384 \\ 0,482 & 0,214 & 0 & 0,304 \\ 0,467 & 0,328 & 0,206 & 0 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS keempat lokasi dengan cara yang sama ketika menggunakan bobot seragam. Estimasi parameter dari 16 variabel ini menggunakan taraf signifikansi 5%. Namun, tidak semua parameter yang signifikansi pada taraf 5% tersebut. Estimasi parameter model GSTARX-OLS $([1,2]_1 - I(1)(1))^{12}$ dengan menggunakan bobot *invers* jarak ditunjukkan pada Tabel 4.45 berikut ini :

Tabel 4.45 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot *Invers* Jarak

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Medan	ϕ_{10}^1	-0,551	0,074	-7,44	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^2	-0,335	0,075	-4,48	<0,0001	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{11}^2	0,079	0,031	2,55	0,0118	$V_1(t-2)$
Padang	ϕ_{20}^1	-0,579	0,074	-7,84	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,343	0,074	-4,64	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Batam	ϕ_{30}^1	-0,365	0,073	-5,02	<0,0001	$Z_3(t-1)$
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,554	0,076	-7,26	<0,0001	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{41}^1	0,028	0,010	2,87	0,0047	$V_4(t-1)$

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.45 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot *invers* jarak sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \\ Z_4(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -0,551 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,579 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,365 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,554 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,028 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,325 & 0,278 & 0,273 \\ 0,447 & 0 & 0,170 & 0,384 \\ 0,482 & 0,214 & 0 & 0,304 \\ 0,467 & 0,328 & 0,206 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1'(t-1) \\ Z_2'(t-1) \\ Z_3'(t-1) \\ Z_4'(t-1) \end{bmatrix} + \\
 &+ \begin{bmatrix} -0,335 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,343 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,079 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,325 & 0,278 & 0,273 \\ 0,447 & 0 & 0,170 & 0,384 \\ 0,482 & 0,214 & 0 & 0,304 \\ 0,467 & 0,328 & 0,206 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1'(t-2) \\ Z_2'(t-2) \\ Z_3'(t-2) \\ Z_4'(t-2) \end{bmatrix} + \\
 &+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Model dalam persamaan matriks tersebut kemudian dijabarkan untuk masing-masing lokasi (Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru) sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Medan

$$\begin{aligned}
 Z_1(t) &= Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,551Z_1(t-1) + 0,551Z_1(t-2) + 0,551Z_1(t-13) - \\
 &0,551Z_1(t-14) - 0,335Z_2(t-1) + 0,335Z_2(t-2) + 0,335Z_2(t-13) - 0,335Z_2(t-14) + \\
 &0,026Z_2(t-2) - 0,026Z_2(t-3) - 0,026Z_2(t-14) + 0,026Z_2(t-15) + 0,022Z_3(t-2) - \\
 &0,022Z_3(t-3) - 0,022Z_3(t-14) + 0,022Z_3(t-15) + 0,022Z_4(t-2) - 0,022Z_4(t-3) - \\
 &0,022Z_4(t-14) + 0,022Z_4(t-15) + e_1(t)
 \end{aligned}$$

(b). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Padang

$$\begin{aligned}
 Z_2(t) &= Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,579Z_2(t-1) + 0,579Z_2(t-2) + 0,579Z_2(t-13) - \\
 &0,579Z_2(t-14) - 0,343Z_2(t-2) + 0,343Z_2(t-3) + 0,343Z_2(t-14) - 0,343Z_2(t-15) - \\
 &e_2(t)
 \end{aligned}$$

(c). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Batam

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,365Z_3(t-1) + 0,365Z_3(t-2) + 0,365Z_3(t-13) - 0,365Z_3(t-14) + e_3(t)$$

(d). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Pekanbaru

$$Z_4(t) = Z_4(t-1) + Z_4(t-12) - Z_4(t-13) - 0,554Z_4(t-1) + 0,554Z_4(t-2) + 0,554Z_4(t-13) - 0,554Z_4(t-14) + 0,013Z_1(t-1) - 0,013Z_1(t-2) - 0,013Z_1(t-13) + 0,013Z_1(t-14) + 0,009Z_2(t-1) - 0,009Z_2(t-2) - 0,009Z_2(t-13) + 0,009Z_2(t-14) + 0,006Z_3(t-1) - 0,006Z_3(t-2) - 0,006Z_3(t-13) + 0,006Z_3(t-14) + e_4(t)$$

Berdasarkan model GSTARX-OLS di atas dapat diketahui bahwa jumlah wisatawan mancanegara di Batam dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan dan 14 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Padang dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya. Berbeda dengan dua lokasi lainnya, jumlah wisatawan mancanegara di Medan dan Pekanbaru dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, dan 14 bulan sebelumnya. Selain itu, jumlah wisatawan mancanegara di Medan dan Batam juga dipengaruhi jumlah wisatawan mancanegara di tiga lokasi lainnya pada 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya.

Tabel 4.46 Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot *Invers* Jarak

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Medan	ϕ_{10}^1	-0,583	0,068	-8,53	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^2	-0,331	0,069	-4,82	<0,0001	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{11}^2	0,066	0,028	2,32	0,0217	$V_1(t-2)$
Padang	ϕ_{20}^1	-0,576	0,071	-8,15	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,306	0,071	-4,33	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Batam	ϕ_{30}^1	-0,359	0,071	-5,08	<0,0001	$Z_3(t-1)$
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,583	0,075	-7,78	<0,0001	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{41}^1	0,028	0,009	2,97	0,0034	$V_4(t-1)$

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.46 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot *invers* jarak sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \\ Z_4(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,583 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,576 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,359 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,583 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,028 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,325 & 0,278 & 0,273 \\ 0,447 & 0 & 0,170 & 0,384 \\ 0,482 & 0,214 & 0 & 0,304 \\ 0,467 & 0,328 & 0,206 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \\ Z_3(t-1) \\ Z_4(t-1) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} -0,331 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,306 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,066 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,325 & 0,278 & 0,273 \\ 0,447 & 0 & 0,170 & 0,384 \\ 0,482 & 0,214 & 0 & 0,304 \\ 0,467 & 0,328 & 0,206 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1(t-2) \\ Z_2(t-2) \\ Z_3(t-2) \\ Z_4(t-2) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \end{bmatrix}$$

Model dalam persamaan matriks tersebut kemudian dijabarkan untuk masing-masing lokasi (Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru) sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Medan

$$Z_1(t) = Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,583Z_1(t-1) + 0,583Z_1(t-2) + 0,583Z_1(t-13) - \\ 0,583Z_1(t-14) - 0,331Z_2(t-1) + 0,331Z_2(t-2) + 0,331Z_2(t-13) - 0,331Z_2(t-14) + \\ 0,001Z_2(t-2) - 0,001Z_2(t-3) - 0,001Z_2(t-14) + 0,001Z_2(t-15) + 0,018Z_3(t-2) - \\ 0,018Z_3(t-3) - 0,018Z_3(t-14) + 0,018Z_3(t-15) + 0,018Z_4(t-2) - 0,018Z_4(t-3) - \\ 0,018Z_4(t-14) + 0,018Z_4(t-15) + e_1(t)$$

(b). Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Padang

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,576Z_2(t-1) + 0,576Z_2(t-2) + 0,576Z_2(t-13) - \\ 0,576Z_2(t-14) - 0,306Z_2(t-2) + 0,306Z_2(t-3) + 0,306Z_2(t-14) - 0,306Z_2(t-15) - \\ e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Batam

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,359Z_3(t-1) + 0,359Z_3(t-2) + 0,359Z_3(t-13) - \\ 0,359Z_3(t-14) + e_3(t)$$

(d). Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Pekanbaru

$$Z_4(t) = Z_4(t-1) + Z_4(t-12) - Z_4(t-13) - 0,583Z_4(t-1) + 0,583Z_4(t-2) + 0,583Z_4(t-13) - \\ 0,583Z_4(t-14) + 0,013Z_1(t-1) - 0,013Z_1(t-2) - 0,013Z_1(t-13) + 0,013Z_1(t-14) + \\ 0,009Z_2(t-1) - 0,009Z_2(t-2) - 0,009Z_2(t-13) + 0,009Z_2(t-14) + 0,006Z_3(t-1) - \\ 0,006Z_3(t-2) - 0,006Z_3(t-13) + 0,006Z_3(t-14) + e_4(t)$$

Analisis dari model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ jumlah wisatawan mancanegara di empat lokasi adalah sama dengan model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$, hanya nilai koefisien parameter yang berbeda sehingga besar pengaruh pada masing-masing lokasi juga berbeda. Setelah estimasi parameter dari kedua

metode didapatkan, kemudian menghitung nilai efisiensi dari metode GLS untuk mengetahui apakah metode GLS lebih efisien dari OLS atau tidak. Efisiensi metode GLS ditampilkan pada Tabel 4.47 berikut ini :

Tabel 4.47 Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Bobot *Invers* Jarak

Lokasi	Parameter	GSTARX-OLS		GSTARX-GLS		Efisiensi GLS (%)
		Koefisien	Standard Error	Koefisien	Standard Error	
Medan	ϕ_{10}^1	-0,551	0,074	-0,583	0,068	8,108
	ϕ_{10}^2	-0,335	0,075	-0,331	0,069	8,000
	ϕ_{11}^2	0,079	0,031	0,066	0,028	9,677
Padang	ϕ_{20}^1	-0,579	0,074	-0,576	0,071	4,054
	ϕ_{20}^2	-0,343	0,074	-0,306	0,071	4,054
Batam	ϕ_{30}^1	-0,365	0,073	-0,359	0,071	2,740
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,554	0,076	-0,583	0,075	1,316
	ϕ_{41}^1	0,028	0,010	0,028	0,009	10,000

Berdasarkan Tabel di atas, dapat diketahui bahwa nilai *standard error* yang dihasilkan GSTARX-GLS lebih kecil daripada GSTARX-OLS, hal ini menyebabkan estimasi parameter dengan metode GLS lebih baik dibandingkan dengan OLS. Selain itu, dapat juga dilihat dari nilai efisiensi GLS pada masing-masing parameter di empat lokasi.

4.2.4.3 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang

Pembobotan dengan metode normalisasi korelasi silang mengasumsikan bahwa keterkaitan jumlah wisatawan mancanegara lebih dipengaruhi oleh tinggi rendahnya korelasi yang dimiliki dari jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi tersebut. Perhitungan bobot normalisasi korelasi silang diperoleh melalui normalisasi dari nilai-nilai korelasi antar lokasi pada lag yang bersesuaian. Pada kasus data jumlah wisatawan mancanegara ini lag yang digunakan adalah lag 1 dan 2. Matriks bobot normalisasi korelasi silang untuk lag 1 dan 2 untuk

mengestimasi parameter GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS adalah sebagai berikut :

$$w_{ij}(1) = \begin{bmatrix} 0 & 0,039 & -0,475 & 0,486 \\ 0,225 & 0 & -0,186 & 0,590 \\ 0,338 & 0,438 & 0 & 0,225 \\ 0,303 & -0,121 & 0,576 & 0 \end{bmatrix}$$

dan

$$w_{ij}(2) = \begin{bmatrix} 0 & -0,422 & 0,304 & -0,274 \\ 0,215 & 0 & 0,157 & -0,628 \\ -0,238 & -0,287 & 0 & 0,475 \\ -0,205 & 0,501 & 0,294 & 0 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS keempat lokasi dengan cara yang sama ketika menggunakan bobot seragam. Estimasi parameter dari 16 variabel ini menggunakan taraf signifikansi 5%. Namun, tidak semua parameter yang signifikansi pada taraf 5% tersebut. Estimasi parameter model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot normalisasi korelasi silang ditunjukkan pada Tabel 4.48 berikut ini :

Tabel 4.48 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Medan	ϕ_{10}^1	-0,544	0,073	-7,40	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^2	-0,330	0,073	-4,51	<0,0001	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{11}^2	0,085	0,028	3,06	0,0026	$V_1(t-2)$
Padang	ϕ_{20}^1	-0,579	0,074	-7,84	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,343	0,074	-4,64	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Batam	ϕ_{30}^1	-0,365	0,073	-5,02	<0,0001	$Z_3(t-1)$
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,580	0,077	-7,48	<0,0001	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{41}^1	0,013	0,004	3,24	0,0015	$V_4(t-1)$
	ϕ_{40}^2	-0,151	0,076	-1,99	0,0486	$Z_4(t-2)$
	ϕ_{41}^2	0,016	0,008	1,94	0,0536	$V_4(t-2)$

Variabel $V_4(t-2)$ signifikan pada $\alpha = 0,1$. Dalam pemodelan ini variabel $V_4(t-2)$ tetap dimasukkan dalam model dengan tujuan untuk dibandingkan dengan parameter GSTARX-OLS dengan pembobot yang sama.

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.48 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot normalisasi korelasi silang sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_1'(t) \\ Z_2'(t) \\ Z_3'(t) \\ Z_4'(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,544 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,579 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,365 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,580 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,013 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,039 & -0,475 & 0,486 \\ 0,225 & 0 & -0,186 & 0,590 \\ 0,338 & 0,438 & 0 & 0,225 \\ 0,303 & -0,121 & 0,576 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1'(t-1) \\ Z_2'(t-1) \\ Z_3'(t-1) \\ Z_4'(t-1) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} -0,330 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,342 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,151 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,085 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,016 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -0,422 & 0,304 & -0,274 \\ 0,215 & 0 & 0,157 & -0,628 \\ -0,238 & -0,287 & 0 & 0,475 \\ -0,205 & 0,501 & 0,294 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1'(t-2) \\ Z_2'(t-2) \\ Z_3'(t-2) \\ Z_4'(t-2) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \end{bmatrix}$$

Dari persamaan matriks model GSTARX-OLS di atas, dapat dijabarkan persamaan masing-masing lokasi (Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru) sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Medan

$$Z_1(t) = Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,544Z_1(t-1) + 0,544Z_1(t-2) + 0,544Z_1(t-13) - \\ - 0,544Z_1(t-13) - 0,330Z_1(t-2) + 0,330Z_1(t-2) + 0,330Z_1(t-2) - 0,330Z_1(t-2) - \\ - 0,036Z_2(t-2) + 0,036Z_2(t-3) + 0,036Z_2(t-14) - 0,036Z_2(t-15) + 0,026Z_3(t-2) - \\ - 0,026Z_3(t-3) - 0,026Z_3(t-14) + 0,026Z_3(t-15) + 0,023Z_4(t-1) - 0,023Z_4(t-2) - \\ - 0,023Z_4(t-13) + 0,023Z_4(t-14) + e_1(t)$$

(b). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Padang

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,579Z_2(t-1) + 0,579Z_2(t-2) + 0,579Z_2(t-13) - \\ - 0,579Z_2(t-14) - 0,343Z_2(t-2) + 0,343Z_2(t-3) + 0,343Z_2(t-14) - 0,343Z_2(t-15) + \\ + e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Batam

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,365Z_3(t-1) + 0,365Z_3(t-2) + 0,365Z_3(t-13) - \\ - 0,365Z_3(t-14) + e_3(t)$$

(d). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Pekanbaru

$$Z_4(t) = Z_4(t-1) + Z_4(t-12) - Z_4(t-13) - 0,580Z_4(t-1) + 0,580Z_4(t-2) + 0,580Z_4(t-13) - \\ - 0,580Z_4(t-14) + 0,004Z_1(t-1) - 0,004Z_1(t-2) - 0,004Z_1(t-13) + 0,004Z_1(t-14) - \\ - 0,002Z_2(t-1) + 0,002Z_2(t-2) + 0,002Z_2(t-13) - 0,002Z_2(t-14) + 0,007Z_3(t-1) - \\ - 0,007Z_3(t-2) - 0,007Z_3(t-13) + 0,007Z_3(t-14) + 0,151Z_4(t-2) - 0,151Z_4(t-3) - \\ - 0,151Z_4(t-14) + 0,151Z_4(t-15) - 0,003Z_1(t-2) + 0,003Z_1(t-3) + 0,003Z_1(t-14) - \\ - 0,003Z_1(t-15) + 0,008Z_2(t-2) - 0,008Z_2(t-3) - 0,008Z_2(t-14) + 0,008Z_2(t-15) + \\ + 0,005Z_3(t-2) - 0,005Z_3(t-3) - 0,005Z_3(t-14) + 0,005Z_3(t-15) + e_4(t)$$

Berdasarkan model GSTARX-OLS di atas dapat diketahui bahwa jumlah wisatawan mancanegara di Batam dipengaruhi oleh jumlah wisatawan

mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan dan 14 bulan sebelumnya. Berbeda dengan Batam, jumlah wisatawan mancanegara di Medan, Padang dan Pekanbaru dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan dan 14 bulan sebelumnya. Selain itu, jumlah wisatawan mancanegara di tiga lokasi tersebut juga dipengaruhi jumlah wisatawan mancanegara di tiga lokasi lainnya pada 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 13 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya.

Tabel 4.49 Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Medan	ϕ_{10}^1	-0,581	0,068	-8,58	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^2	-0,327	0,067	-4,85	<0,0001	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{11}^2	0,079	0,026	3,04	0,0027	$V_1(t-2)$
Padang	ϕ_{20}^1	-0,580	0,071	-8,19	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,314	0,071	-4,43	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Batam	ϕ_{30}^1	-0,363	0,070	-5,15	<0,0001	$Z_3(t-1)$
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,612	0,076	-8,07	<0,0001	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{41}^1	0,014	0,004	3,47	0,0007	$V_4(t-1)$
	ϕ_{40}^2	-0,141	0,075	-1,89	0,0600	$Z_4(t-2)$
	ϕ_{41}^2	0,018	0,008	2,20	0,293	$V_4(t-2)$

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.49 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot normalisasi korelasi silang sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \\ Z_4^*(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -0,581 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,579 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,363 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,612 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,014 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,039 & -0,475 & 0,486 \\ 0,225 & 0 & -0,186 & 0,590 \\ 0,338 & 0,438 & 0 & 0,225 \\ 0,303 & -0,121 & 0,576 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \\ Z_4^*(t-1) \end{bmatrix} + \\
 &+ \begin{bmatrix} -0,327 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,314 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,141 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,079 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,018 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -0,422 & 0,304 & -0,274 \\ 0,215 & 0 & 0,157 & -0,628 \\ -0,238 & -0,287 & 0 & 0,475 \\ -0,205 & 0,501 & 0,294 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \\ Z_4^*(t-2) \end{bmatrix} + \\
 &+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Dari persamaan matriks model GSTARX-GLS di atas, dapat dijabarkan persamaan masing-masing lokasi (Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru) sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Medan

$$\begin{aligned} Z_1(t) = & Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,581Z_1(t-1) + 0,581Z_1(t-2) + 0,581Z_1(t-13) - \\ & 0,581Z_1(t-13) - 0,327Z_1(t-2) + 0,327Z_1(t-2) + 0,327Z_1(t-2) - 0,327Z_1(t-2) - \\ & 0,033Z_2(t-2) + 0,033Z_2(t-3) + 0,033Z_2(t-14) - 0,033Z_2(t-15) + 0,024Z_3(t-2) - \\ & 0,024Z_3(t-3) - 0,024Z_3(t-14) + 0,024Z_3(t-15) + 0,022Z_4(t-2) - 0,022Z_4(t-3) - \\ & 0,022Z_4(t-14) + 0,022Z_4(t-15) + e_1(t) \end{aligned}$$

(b). Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Padang

$$\begin{aligned} Z_2(t) = & Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,580Z_2(t-1) + 0,580Z_2(t-2) + 0,580Z_2(t-13) - \\ & 0,580Z_2(t-14) - 0,314Z_2(t-2) + 0,314Z_2(t-3) + 0,314Z_2(t-14) - 0,314Z_2(t-15) + \\ & e_2(t) \end{aligned}$$

(c). Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Batam

$$\begin{aligned} Z_3(t) = & Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,363Z_3(t-1) + 0,363Z_3(t-2) + 0,363Z_3(t-13) - \\ & 0,363Z_3(t-14) + e_3(t) \end{aligned}$$

(d). Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Pekanbaru

$$\begin{aligned} Z_4(t) = & Z_4(t-1) + Z_4(t-12) - Z_4(t-13) - 0,612Z_4(t-1) + 0,612Z_4(t-2) + 0,612Z_4(t-13) - \\ & 0,612Z_4(t-14) + 0,004Z_1(t-1) - 0,004Z_1(t-2) - 0,004Z_1(t-13) + 0,004Z_1(t-14) - \\ & 0,002Z_2(t-1) + 0,002Z_2(t-2) + 0,002Z_2(t-13) - 0,002Z_2(t-14) + 0,008Z_3(t-1) - \\ & 0,008Z_3(t-2) - 0,008Z_3(t-13) + 0,008Z_3(t-14) + 0,141Z_4(t-2) - 0,141Z_4(t-3) - \\ & 0,141Z_4(t-14) + 0,141Z_4(t-15) - 0,004Z_1(t-2) + 0,004Z_1(t-3) + 0,004Z_1(t-14) - \\ & 0,004Z_1(t-15) + 0,009Z_2(t-2) - 0,009Z_2(t-3) - 0,009Z_2(t-14) + 0,009Z_2(t-15) + \\ & 0,005Z_3(t-2) - 0,005Z_3(t-3) - 0,005Z_3(t-14) + 0,005Z_3(t-15) + e_4(t) \end{aligned}$$

Analisis dari model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ jumlah wisatawan mancanegara di empat lokasi adalah sama dengan model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$, hanya nilai koefisien parameter yang berbeda sehingga besar pengaruh pada masing-masing lokasi juga berbeda. Setelah estimasi parameter dari kedua metode didapatkan, kemudian menghitung nilai efisiensi dari metode GLS untuk mengetahui apakah metode GLS lebih efisien dari OLS atau tidak. Efisiensi metode GLS ditampilkan pada Tabel 4.50 berikut ini :

Tabel 4.50 Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang

Lokasi	Parameter	GSTARX-OLS		GSTARX-GLS		Efisiensi GLS (%)
		Koefisien	Standard Error	Koefisien	Standard Error	
Medan	ϕ_{10}^1	-0,544	0,073	-0,581	0,068	6,849
	ϕ_{10}^2	-0,330	0,073	-0,327	0,067	8,219
	ϕ_{11}^2	0,085	0,028	0,079	0,026	7,143
Padang	ϕ_{20}^1	-0,579	0,074	-0,580	0,071	4,054
	ϕ_{20}^2	-0,343	0,074	-0,314	0,071	4,054
Batam	ϕ_{30}^1	-0,365	0,073	-0,363	0,070	4,109
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,580	0,077	-0,612	0,076	1,299
	ϕ_{41}^1	0,013	0,004	0,014	0,004	0,000
	ϕ_{40}^2	-0,151	0,076	-0,141	0,075	1,316
	ϕ_{41}^2	0,016	0,008	0,018	0,008	0,000

Berdasarkan Tabel di atas, dapat diketahui bahwa nilai *standard error* yang dihasilkan GSTARX-GLS lebih kecil daripada GSTARX-OLS, hal ini menyebabkan estimasi parameter dengan metode GLS lebih baik dibandingkan dengan OLS. Selain itu, dapat juga dilihat dari nilai efisiensi GLS pada masing-masing parameter di empat lokasi.

4.2.4.4 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial

Pembobotan dengan metode ini hampir sama dengan bobot normalisasi korelasi silang, yaitu mengasumsikan bahwa keterkaitan jumlah wisatawan mancanegara lebih dipengaruhi oleh tinggi rendahnya korelasi yang dimiliki dari jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi tersebut. Perhitungan bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial diperoleh melalui normalisasi dari nilai-nilai korelasi antar lokasi pada lag yang bersesuaian. Pada kasus data jumlah wisatawan mancanegara ini lag yang digunakan adalah lag 1 dan 2. Hasil perhitungan korelasi silang parsial antar lokasi pada lag waktu ke-1 dan ke-2

beserta inferensia statistik dengan menggunakan taksiran interval 95% dari data wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera ditunjukkan pada Tabel 4.51 dan 4.52 berikut ini :

Tabel 4.51 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-1

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(1)$	0,010	-0,136	0,156	Tidak Valid
$r_{13}(1)$	-0,123	-0,269	0,023	Tidak Valid
$r_{14}(1)$	0,126	-0,020	0,272	Tidak Valid
$r_{21}(1)$	0,075	-0,071	0,221	Tidak Valid
$r_{23}(1)$	-0,062	-0,208	0,084	Tidak Valid
$r_{24}(1)$	0,197	0,051	0,343	Valid
$r_{31}(1)$	0,027	-0,119	0,173	Tidak Valid
$r_{32}(1)$	0,035	-0,111	0,181	Tidak Valid
$r_{34}(1)$	0,018	-0,128	0,164	Tidak Valid
$r_{41}(1)$	0,088	-0,058	0,234	Tidak Valid
$r_{42}(1)$	-0,035	-0,181	0,111	Tidak Valid
$r_{43}(1)$	0,167	0,021	0,313	Valid

Berdasarkan Tabel 4.51 menunjukkan bahwa nilai korelasi silang parsial antar lokasi ada yang valid atau berbeda dengan nol (0) dan tidak valid. Hasil normalisasi inferensia korelasi silang parsial antar lokasi yang berbeda nol (0) adalah pada lokasi kedua terhadap lokasi keempat dan lokasi keempat terhadap lokasi ketiga. Sedangkan untuk lokasi ketiga terhadap lokasi satu dan dua lainnya nilai korelasi silang parsial antar lokasinya tidak valid sehingga bobot lokasi yang digunakan pada lokasi ketiga adalah bobot biner. Nilai korelasi silang parsial lokasi keempat terhadap lokasi satu dan ketiga adalah tidak valid sehingga bobot lokasinya bernilai nol (0). Matriks pembobot yang sesuai untuk pemodelan GSTARX pada lag 1 adalah sebagai berikut :

$$W_{ij}(1) = \begin{bmatrix} 0 & 0,333 & 0,333 & 0,333 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0,333 & 0,333 & 0 & 0,333 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Tabel 4.52 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-2

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(2)$	-0,151	-0,297	-0,005	Valid
$r_{13}(2)$	0,109	-0,037	0,255	Tidak Valid
$r_{14}(2)$	-0,098	-0,244	0,048	Tidak Valid
$r_{21}(2)$	0,052	-0,094	0,198	Tidak Valid
$r_{23}(2)$	0,038	-0,108	0,184	Tidak Valid
$r_{24}(2)$	-0,152	-0,298	-0,006	Valid
$r_{31}(2)$	-0,029	-0,175	0,117	Tidak Valid
$r_{32}(2)$	-0,35	-0,181	0,111	Tidak Valid
$r_{34}(2)$	0,058	-0,088	0,204	Tidak Valid
$r_{41}(2)$	-0,078	-0,224	0,068	Tidak Valid
$r_{42}(2)$	0,191	0,045	0,337	Valid
$r_{43}(2)$	0,112	-0,034	0,258	Tidak Valid

Berdasarkan Tabel 4.52 menunjukkan bahwa nilai inferensi korelasi silang parsial antar lokasi pada lag ke-2 ada yang valid dan tidak valid. Hasil normalisasi inferensia korelasi silang parsial antar lokasi yang berbeda nol (0) adalah pada lokasi pertama, kedua dan keempat. Sedangkan nilai korelasi silang parsial lokasi ketiga terhadap ketiga lokasi tidak valid sehingga bernilai nol (0). Begitu juga dengan lokasi ketiga terhadap ketiga lokasi lainnya juga tidak valid. Matriks bobot lokasi yang digunakan pada model GSTARX lag 2 adalah sebagai berikut :

$$W_{ij}(2) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0,333 & 0,333 & 0 & 0,333 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS keempat lokasi dengan cara yang sama ketika menggunakan bobot seragam. Estimasi parameter dari 16 variabel ini menggunakan taraf signifikansi 5%. Namun, tidak semua parameter yang signifikansi pada taraf 5% tersebut. Estimasi parameter model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot normalisasi korelasi silang ditunjukkan pada Tabel 4.53 berikut ini :

Tabel 4.53 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Medan	ϕ_{10}^1	-0,571	0,074	-7,71	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^2	-0,243	0,076	-3,19	<0,0001	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{11}^2	-0,272	0,126	-2,17	0,0110	$V_1(t-2)$
Padang	ϕ_{20}^1	-0,559	0,072	-7,80	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{21}^1	0,458	0,134	3,42	0,0008	$V_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,340	0,072	-4,75	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Batam	ϕ_{30}^1	-0,365	0,073	-5,02	<0,0001	$Z_3(t-1)$
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,482	0,067	-7,15	<0,0001	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{41}^2	0,006	0,002	2,53	0,1160	$V_4(t-2)$

Variabel $V_4(t-2)$ signifikan pada $\alpha = 0,2$. Tetapi variabel tersebut tetap dimasukkan dalam model karena akan dibandingkan dengan parameter yang sama di GSTARX-GLS. Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.53 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot seragam sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} Z_1'(t) \\ Z_2'(t) \\ Z_3'(t) \\ Z_4'(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -0,571 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,559 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,365 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,482 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,458 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,333 & 0,333 & 0,333 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0,333 & 0,333 & 0 & 0,333 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1'(t-1) \\ Z_2'(t-1) \\ Z_3'(t-1) \\ Z_4'(t-1) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} -0,243 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,340 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0,272 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,006 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0,333 & 0,333 & 0 & 0,333 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1'(t-2) \\ Z_2'(t-2) \\ Z_3'(t-2) \\ Z_4'(t-2) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Dari persamaan matriks model GSTARX-OLS di atas, dapat dijabarkan persamaan masing-masing lokasi (Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru) sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Medan

$$\begin{aligned}
 Z_1(t) &= Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,571Z_1(t-1) + 0,571Z_1(t-2) + 0,571Z_1(t-13) - \\
 &0,571Z_1(t-13) - 0,243Z_1(t-2) + 0,243Z_1(t-3) + 0,243Z_1(t-14) - 0,243Z_1(t-15) + \\
 &0,272Z_2(t-2) - 0,272Z_2(t-3) - 0,272Z_2(t-14) + 0,272Z_2(t-15) + e_1(t)
 \end{aligned}$$

(b). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Padang

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,559Z_2(t-1) + 0,559Z_2(t-2) + 0,559Z_2(t-13) - 0,559Z_2(t-14) - 0,340Z_2(t-2) + 0,340Z_2(t-3) + 0,340Z_2(t-14) - 0,340Z_2(t-15) + 0,458Z_4(t-1) - 0,458Z_4(t-2) - 0,458Z_4(t-13) + 0,458Z_4(t-14) + e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Batam

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,365Z_3(t-1) + 0,365Z_3(t-2) + 0,365Z_3(t-13) - 0,365Z_3(t-14) + e_3(t)$$

(d). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Pekanbaru

$$Z_4(t) = Z_4(t-1) + Z_4(t-12) - Z_4(t-13) - 0,482Z_4(t-1) + 0,482Z_4(t-2) + 0,482Z_4(t-13) - 0,482Z_4(t-14) + 0,006Z_3(t-1) - 0,006Z_3(t-2) - 0,006Z_3(t-13) + 0,006Z_3(t-14) + e_4(t)$$

Berdasarkan model GSTARX-OLS di atas dapat diketahui bahwa jumlah wisatawan mancanegara di Batam dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya. Berbeda dengan Batam, jumlah wisatawan mancanegara di Medan dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya. Selain itu, jumlah wisatawan mancanegara di Medan juga dipengaruhi jumlah wisatawan mancanegara di Padang pada 2 bulan, 23 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya. Sedangkan jumlah wisatawan mancanegara di Padang dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan dan 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Padang juga dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di Pekanbaru pada 1 bulan, 2 bulan, 13 bulan dan 14 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Pekanbaru dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan dan 14 bulan sebelumnya. Juga dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di Batam pada 1 bulan, 2 bulan 13 bulan dan 14 bulan sebelumnya.

Tabel 4.54 Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Medan	ϕ_{10}^1	-0,594	0,068	-8,68	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^2	-0,228	0,070	-3,25	<0,0001	$Z_1(t-2)$
	ϕ_{11}^2	-0,307	0,119	-2,59	0,0134	$V_1(t-2)$
Padang	ϕ_{20}^1	-0,557	0,069	-8,06	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{21}^1	0,360	0,129	2,80	0,0058	$V_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,350	0,071	-4,95	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Batam	ϕ_{30}^1	-0,350	0,071	-4,94	<0,0001	$Z_3(t-1)$
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,526	0,065	-8,03	<0,0001	$Z_4(t-1)$
	ϕ_{41}^2	0,006	0,002	2,95	0,0394	$V_4(t-2)$

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.54 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \\ Z_4^*(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -0,594 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,557 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0,350 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -0,526 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,360 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,333 & 0,333 & 0,333 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0,333 & 0,333 & 0 & 0,333 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \\ Z_4^*(t-1) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} -0,228 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,350 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0,307 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,006 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0,333 & 0,333 & 0 & 0,333 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \\ Z_4^*(t-2) \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \\ e_4(t) \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Dari persamaan matriks model GSTARX-GLS di atas, dapat dijabarkan persamaan masing-masing lokasi (Medan, Padang, Batam dan Pekanbaru) sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Medan

$$\begin{aligned}
 Z_1(t) &= Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,594Z_1(t-1) + 0,594Z_1(t-2) + 0,594Z_1(t-13) - \\
 &0,594Z_1(t-13) - 0,228Z_1(t-2) + 0,228Z_1(t-3) + 0,228Z_1(t-14) - 0,228Z_1(t-15) + \\
 &0,307Z_2(t-2) - 0,307Z_2(t-3) - 0,307Z_2(t-14) + 0,307Z_2(t-15) + e_1(t)
 \end{aligned}$$

(b). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Padang

$$\begin{aligned}
 Z_2(t) &= Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,557Z_2(t-1) + 0,557Z_2(t-2) + 0,557Z_2(t-13) - \\
 &0,557Z_2(t-14) - 0,350Z_2(t-2) + 0,350Z_2(t-3) + 0,350Z_2(t-14) - 0,350Z_2(t-15) + \\
 &0,361Z_4(t-1) - 0,361Z_4(t-2) - 0,361Z_4(t-13) + 0,361Z_4(t-14) + e_2(t)
 \end{aligned}$$

(c). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Batam

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,350Z_3(t-1) + 0,350Z_3(t-2) + 0,350Z_3(t-13) - 0,350Z_3(t-14) + e_3(t)$$

(d). Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Pekanbaru

$$Z_4(t) = Z_4(t-1) + Z_4(t-12) - Z_4(t-13) - 0,526Z_4(t-1) + 0,526Z_4(t-2) + 0,526Z_4(t-13) - 0,526Z_4(t-14) + 0,006Z_3(t-1) - 0,006Z_3(t-2) - 0,006Z_3(t-13) + 0,006Z_3(t-14) + e_4(t)$$

Berdasarkan model GSTARX-GLS yang terbentuk di atas, dapat dilihat secara visual melalui peta sebagai berikut :



Gambar 4.35 Analisis Visual Model GSTARX-GLS Empat Lokasi di Sumatera

Analisis dari model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ jumlah wisatawan mancanegara di empat lokasi adalah sama dengan model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$, hanya nilai koefisien parameter yang berbeda sehingga besar pengaruh pada masing-masing lokasi juga berbeda. Setelah estimasi parameter dari kedua metode didapatkan, kemudian menghitung nilai efisiensi dari metode GLS untuk mengetahui apakah metode GLS lebih efisien dari OLS atau tidak. Efisiensi metode GLS ditampilkan pada Tabel 4.55 berikut ini :

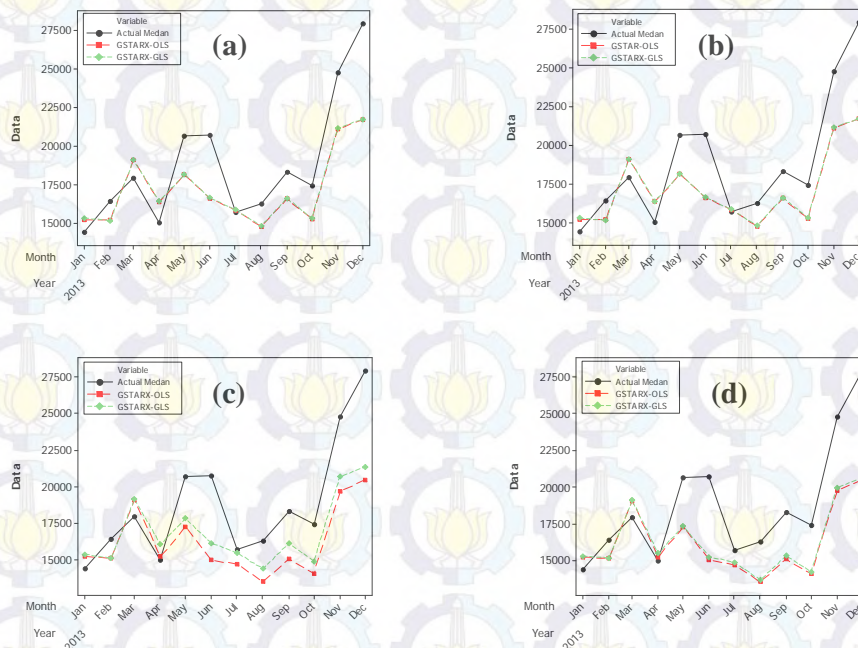
Tabel 4.55 Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial

Lokasi	Parameter	GSTARX-OLS		GSTARX-GLS		Efisiensi GLS (%)
		Koefisien	Standard Error	Koefisien	Standard Error	
Medan	ϕ_{10}^1	-0,571	0,074	-0,594	0,068	8,108
	ϕ_{10}^2	-0,243	0,076	-0,228	0,070	7,895
	ϕ_{11}^2	-0,272	0,126	-0,307	0,119	5,556
Padang	ϕ_{20}^1	-0,559	0,072	-0,557	0,069	4,167
	ϕ_{21}^1	0,458	0,134	0,360	0,129	3,731
	ϕ_{20}^2	-0,340	0,072	-0,350	0,071	1,389
Batam	ϕ_{30}^1	-0,365	0,073	-0,350	0,071	2,740
Pekanbaru	ϕ_{40}^1	-0,482	0,067	-0,526	0,065	2,985
	ϕ_{41}^2	0,006	0,002	0,006	0,002	0,000

Berdasarkan Tabel di atas, dapat diketahui bahwa nilai *standard error* yang dihasilkan GSTARX-GLS lebih kecil daripada GSTARX-OLS, hal ini menyebabkan estimasi parameter dengan metode GLS lebih baik dibandingkan dengan OLS. Selain itu, dapat juga dilihat dari nilai efisiensi GLS pada masing-masing parameter di empat lokasi.

4.2.5 Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Empat Lokasi Menggunakan Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

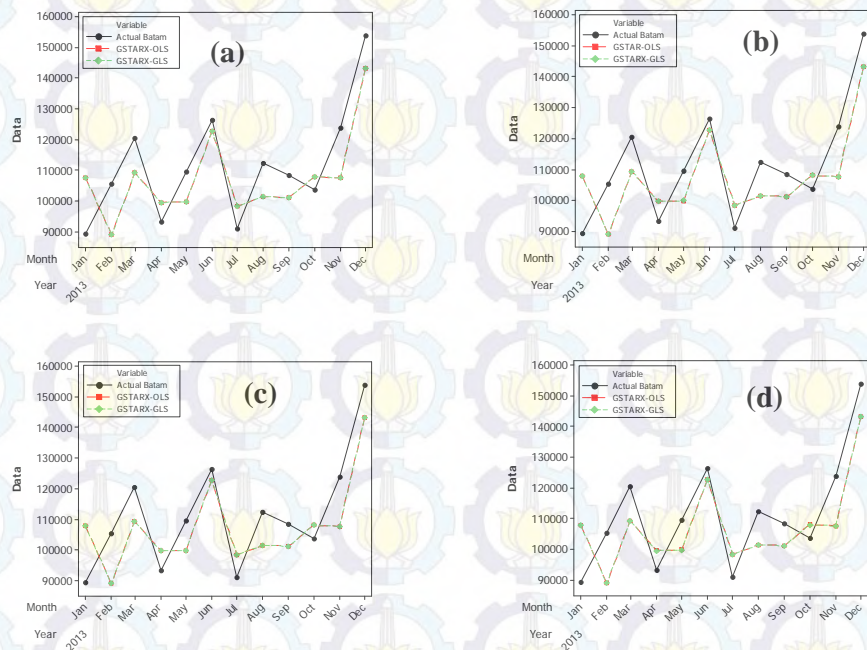
Setelah model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS didapatkan, kemudian dilakukan peramalan menggunakan model tersebut dengan pembobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Peramalan pada data *out-sample* sebanyak 12 bulan ke depan yang kemudian dibandingkan dengan data yang sebenarnya. Hasil peramalan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS untuk data wisatawan mancanegara di Medan ditampilkan dalam plot *time series* seperti pada Gambar 4.36 berikut ini :



Gambar 4.36 Plot *Time Series* Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Medan dengan pembobot (a) Seragam, (b) Invers Jarak, (c) Normalisasi Korelasi Silang dan (d) Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial

Berdasarkan Gambar di atas, dapat diketahui bahwa ramalan dengan menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS mendekati nilai sebenarnya. Selain itu, kedua model menghasilkan ramalan dengan perbedaan nilai yang kecil. Perbedaan ini terjadi pada semua pembobot yang digunakan, yaitu, seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Selanjutnya ditampilkan hasil ramalan data wisatawan mancanegara di Batam dengan menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada Gambar 4.37.

Hasil ramalan data wisatawan mancanegara di Batam menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan pembobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial mendekati nilai yang sebenarnya. Selain itu, hasil ramalan yang dihasilkan oleh kedua metode juga memiliki selisih nilai yang sangat kecil. Hal ini dapat dilihat dari plot di atas dimana plot warna hijau dan merah saling berimpit.



Gambar 4.37 Plot *Time Series* Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Batam dengan pembobot (a) Seragam, (b) *Invers* Jarak, (c) Normalisasi Korelasi Silang dan (d) Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial

Tabel 4.56 menunjukkan nilai RMSE hasil peramalan jumlah wisatawan mancanegara di empat lokasi di wilayah Sumatera untuk data *out-sample* selama 12 bulan ke depan.

Berdasarkan Tabel 4.56, dapat diketahui bahwa nilai RMSE terkecil di Medan dihasilkan oleh model GSTARX-GLS bobot seragam dengan nilai RMSE sebesar 2.193. Sedangkan nilai RMSE terkecil di Padang dihasilkan oleh model GSTARX-GLS bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial dengan nilai RMSE sebesar 809. Sementara itu, di Batam dan Pekanbaru dihasilkan oleh model GSTARX-GLS bobot *invers* jarak dan normalisasi korelasi silang.

Tabel 4.56 Nilai RMSE Data *Out-sample* Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

Model	Bobot	Nilai RMSE			
		Medan	Padang	Batam	Pekanbaru
GSTARX-OLS	Seragam	2.754	821	11.206	636
	<i>Invers</i> Jarak	2.752	818	11.182	638
	Normalisasi Korelasi Silang	2.762	818	11.182	619
	Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial	2.732	825	11.182	638
	Seragam	2.193*	744*	14.262	678
	<i>Invers</i> Jarak	2.745	810	11.178	636
GSTARX-GLS	Normalisasi Korelasi Silang	2.750	812	11.181	618*
	Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial	2.722	823	11.172*	636

*Nilai RMSE terkecil

4.2.6 Uji Asumsi *Residual White Noise* Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

Pengujian asumsi *white noise* dilakukan terhadap *residual* dari model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan empat macam bobot tersebut untuk mengetahui apakah asumsi model tersebut telah terpenuhi atau belum. Pengujian tersebut dilakukan dengan cara memodelkan ulang *residual* yang didapatkan dari keempat lokasi secara multivariat dan melakukan pengecekan letak nilai AIC terkecil. Asumsi *residual white noise* terpenuhi jika nilai AIC terkecil terletak pada lag AR(0) dan MA(0). Tabel 4.57 menjelaskan nilai AIC *residual* model GSTARX $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$.

Tabel 4.57 menunjukkan bahwa nilai AIC terkecil dari *residual* model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan pembobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial terletak pada AR(0) dan MA(0). Sehingga asumsi *residual white noise* pada model GSTARX $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ telah terpenuhi.

Tabel 4.57 Nilai AIC *Residual* Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

Model	Bobot	Lag	AR(0)	AR(1)	AR(2)	AR(3)
GSTARX-OLS	Seragam	MA(0)	58,852	58,980	58,908	58,997
		MA(1)	59,061	59,130	59,078	59,120
	Invers Jarak	MA(0)	58,847	58,976	58,911	58,996
		MA(1)	59,055	59,125	59,082	59,120
	Normalisasi	MA(0)	58,963	59,050	59,028	59,134
	Korelasi Silang	MA(1)	59,150	59,218	59,195	59,268
	Normalisasi Hasil	MA(0)	59,006	59,033	59,030	59,104
	Inferensia Korelasi					
	Silang Parsial					
		MA(1)	59,124	59,125	59,183	59,252
GSTARX-GLS	Seragam	MA(0)	58,864	59,002	58,879	58,958
		MA(1)	59,102	59,169	59,073	59,058
	Invers Jarak	MA(0)	58,836	58,968	58,891	58,980
		MA(1)	59,044	59,114	59,069	59,103
	Normalisasi	MA(0)	58,897	59,001	58,934	59,041
	Korelasi Silang	MA(1)	59,096	59,157	59,114	59,163
	Normalisasi Hasil	MA(0)	59,046	59,067	59,100	59,155
	Inferensia Korelasi					
	Silang Parsial					
		MA(1)	59,150	59,162	59,239	59,285

4.3 Pemodelan Data Jumlah Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

Pada bagian ini akan dibahas analisis deskriptif dan hasil olah data jumlah wisatawan mancanegara yang melalui wilayah Jawa-Bali, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar baik menggunakan univariat *time series* maupun multivariat *time series*. Metode yang digunakan untuk univariat *time series* adalah model intervensi. Sedangkan multivariat *time series* meliputi VARIMA, VARIMAX, GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS.

4.3.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif data jumlah wisatawan mancanegara yang melalui pintu masuk Jakarta, Surabaya dan Denpasar dijelaskan menggunakan statistika deskriptif dan plot *time series*. Statistika deskriptif meliputi rata-rata (*mean*), standar deviasi, minimum dan maksimum dari data jumlah wisatawan

mancanegara tersebut. Hasil statistika deskriptif dari jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Indonesia melalui tiga pintu masuk tersebut secara umum ditampilkan pada Tabel 4.58 berikut ini :

Tabel 4.58 Statistika Deskriptif Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

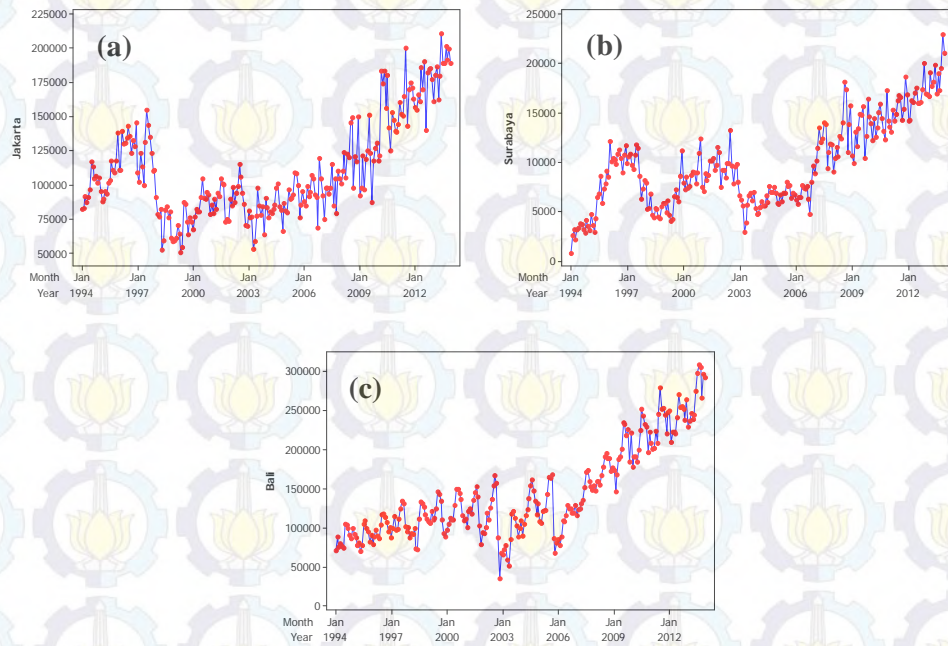
Variabel	Mean	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
Jakarta	110.748	35.906	50.370	211.118
Surabaya	9.830	4.418	828	22.986
Denpasar	143.924	59.356	35.107	309.051

Berdasarkan Tabel 4.58 dapat diketahui bahwa rata-rata jumlah wisatawan mancanegara tertinggi di wilayah Jawa-Bali adalah Denpasar, yaitu sebesar 143.924 orang dengan jumlah wisatawan mancanegara tertinggi 309.051 orang pada bulan Agustus 2013 dan jumlah terendah sebesar 35.107 pada bulan November 2002. Hal ini menunjukkan bahwa terjadi penurunan yang cukup tajam jumlah kunjungan wisatawan mancanegara pada bulan November 2002 sebagai akibat adanya Bom Bali I pada Oktober 2002.

Sedangkan nilai standar deviasi menunjukkan tingkat keragaman data jumlah wisatawan mancanegara di tiga lokasi tersebut. Berdasarkan nilai standar deviasi dapat diketahui bahwa tingkat keragaman data jumlah wisatawan mancanegara tertinggi terletak pada Denpasar yaitu sebesar 59.356 dan diikuti Jakarta sebesar 35.906.

Selanjutnya pergerakan data jumlah wisatawan mancanegara tiga lokasi dapat diketahui dari plot *time series* pada Gambar 4.38. Plot *time series* dari tiga lokasi ini dari bulan Januari 1994 sampai dengan Desember 2013.

Berdasarkan plot *time series* pada Gambar 4.38, dapat diketahui bahwa pola pergerakan data jumlah wisatawan mancanegara di tiga lokasi cenderung sama. Hal ini berarti jika jumlah wisatawan mancanegara di satu lokasi naik maka jumlah wisatawan mancanegara di dua lokasi lainnya juga cenderung naik. Penurunan jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Jakarta terjadi pada bulan Juni dan Juli tahun 1998. Sedangkan penurunan jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Surabaya terjadi pada bulan April dan Mei tahun 2003.



Gambar 4.38 Plot *Time Series* Wisatawan Mancanegara yang Datang ke (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar

Dari plot *time series* ini dapat diduga terdapat keterkaitan data wisatawan mancanegara di tiga lokasi tersebut. Kemudian akan dilakukan identifikasi awal keterkaitan data wisatawan mancanegara di tiga lokasi berdasarkan nilai korelasi antar lokasi. Nilai korelasi data wisatawan mancanegara antar lokasi disajikan pada Tabel 4.59 berikut ini :

Tabel 4.59 Nilai Korelasi Data Wisatawan Mancanegara Antar Lokasi

	Jakarta	Surabaya
Surabaya	0,818	
<i>P-value</i>	0,000	
Denpasar	0,799	0,846
<i>P-value</i>	0,000	0,000

Tabel 4.59 menjelaskan keterkaitan jumlah wisatawan mancanegara antar lokasi. Jumlah wisatawan mancanegara di tiga lokasi tersebut saling berkorelasi satu sama lain, hal ini ditunjukkan dengan nilai korelasi yang tinggi, yaitu korelasi

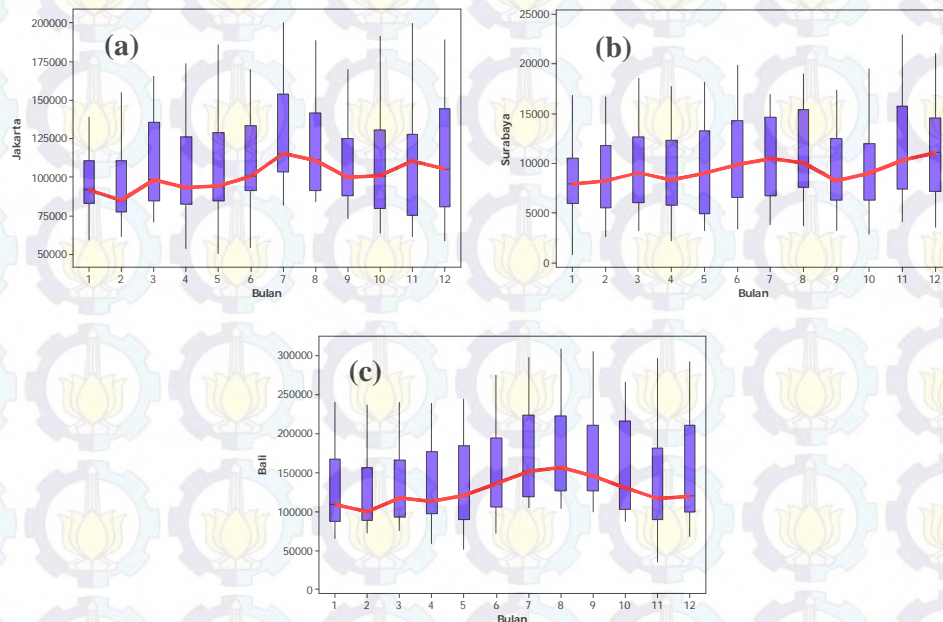
antara Surabaya dengan Jakarta sebesar 0,818, korelasi antara Denpasar dengan Jakarta sebesar 0,799 dan korelasi antara Denpasar dengan Surabaya sebesar 0,846. Begitu juga *p-value* yang signifikan pada α (0,05).

Selain itu analisis deskriptif juga menampilkan rata-rata jumlah wisatawan mancanegara tiga lokasi di wilayah Jawa-Bali berdasarkan bulan selama 20 tahun. Sehingga dapat diketahui pada bulan berapa rata-rata jumlah wisatawan mancanegara di suatu lokasi tertinggi dan terendah terjadi. Rata-rata jumlah wisatawan mancanegara berdasarkan bulan di tiga lokasi ditampilkan pada Tabel 4.60 berikut ini :

Tabel 4.60 Rata-rata Wisatawan Mancanegara Tiga Lokasi di Jawa-Bali

Bulan	Jakarta	Surabaya	Denpasar
Januari	99.173,65	13.088,15	124.961,6
Februari	98.301,55	12.830,4	123.183,9
Maret	112.750	13.886,95	131.134,5
April	104.333,8	13.515,45	132.320,4
Mei	107.395,4	13.827,05	132.063
Juni	113.355,1	14.882,65	147.788,1
Juli	129.649,5	15.516,4	170.400,7
Agustus	116.886,3	16.445,95	171.958,1
September	111.415	14.676,05	164.758,1
Oktober	110.158,1	14.515,6	150.412,4
Nopember	111.283	16.746,85	134.888,9
Desember	114.273,1	17.459,8	146.778,7

Berdasarkan Tabel 4.60 dapat diketahui bahwa rata-rata wisatawan mancanegara tertinggi dari tiga lokasi terjadi pada bulan yang berbeda-beda. Rata-rata jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Jakarta tertinggi pada bulan Juli, yaitu sebesar 129.649,5 karena pada bulan tersebut bertepatan dengan libur sekolah. Sedangkan rata-rata wisatawan mancanegara yang datang ke Surabaya tertinggi pada bulan Desember sebesar 17.459,8, yaitu bertepatan dengan libur akhir tahun. Rata-rata wisatawan mancanegara yang datang ke Denpasar tertinggi pada bulan Agustus sebesar 171.958,1 dan terendah pada bulan Februari sebesar 123.183,9.

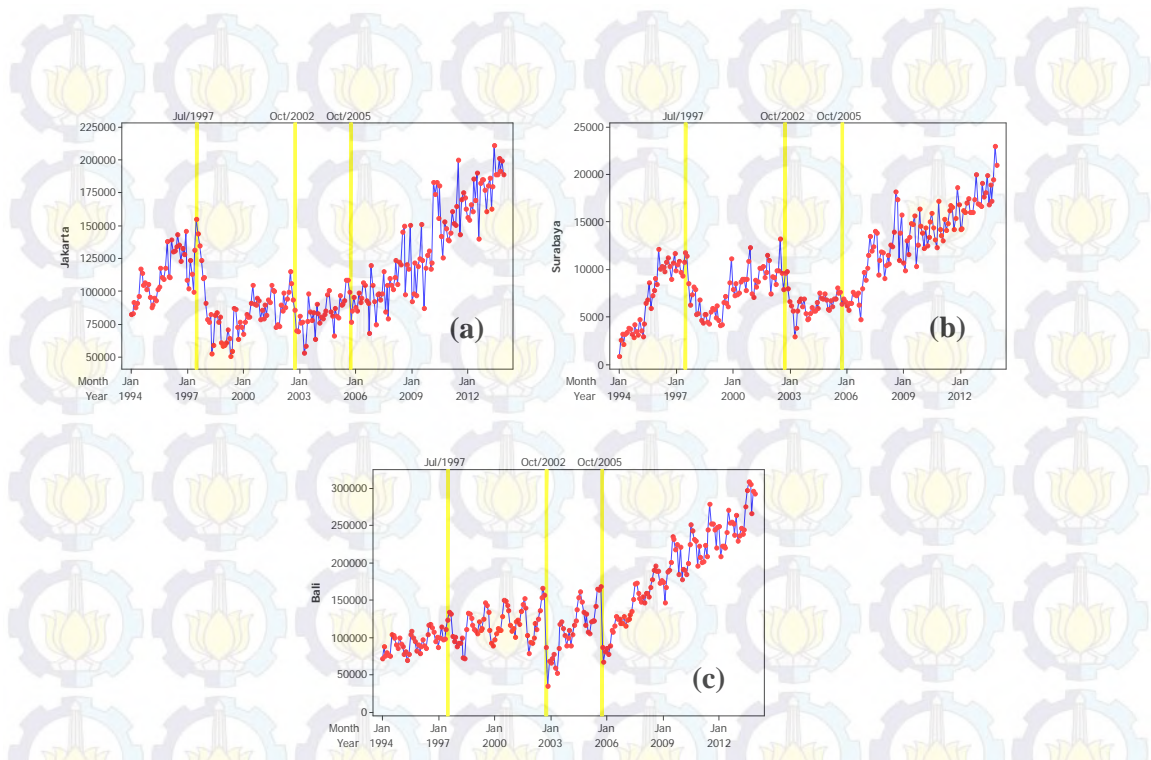


Gambar 4.39 *Boxplot* Wisatawan Mancanegara yang Datang ke (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar

Berdasarkan Gambar 4.39, pola pergerakan rata-rata wisatawan mancanegara tiga lokasi di wilayah Jawa-Bali hampir sama, yaitu mengalami kenaikan pada bulan Januari sampai dengan Agustus, kemudian bulan September sampai November dan naik lagi pada bulan Desember.

4.3.2 Model *Time Series* Univariat Intervensi Data Wisatawan Mancanegara Wilayah Jawa-Bali

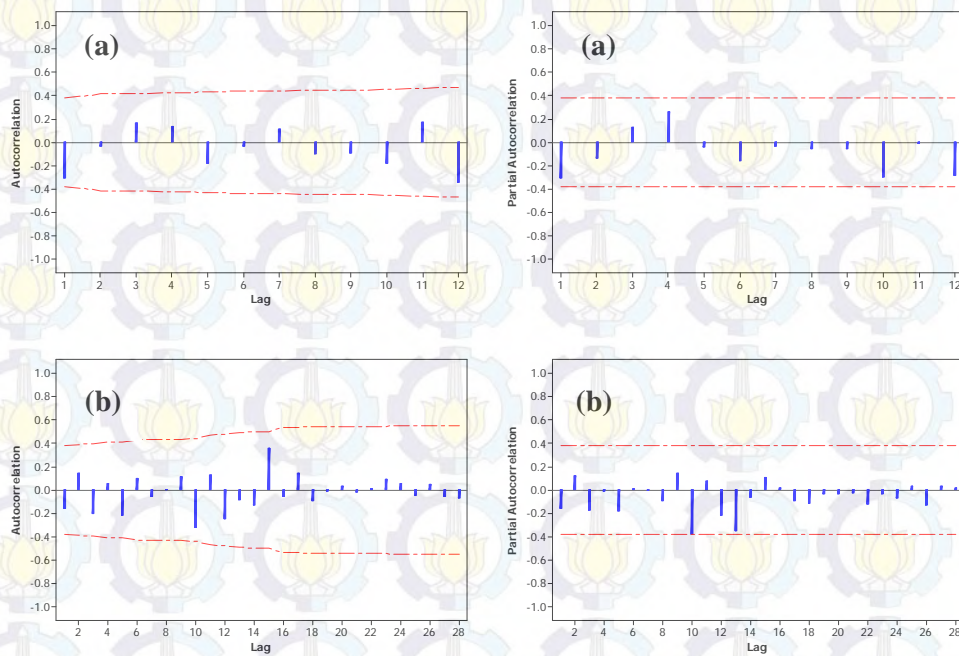
Pemodelan intervensi dilakukan untuk mengetahui orde dari model intervensi pada data wisatawan mancanegara tiap lokasi, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Kejadian intervensi pada wilayah Jawa-Bali adalah krisis moneter Juli 1997, Bom Bali I Oktober 2002 dan Bom Bali II Oktober 2005. Sebelum dilakukan pemodelan intervensi maka dilakukan pemodelan ARIMA pada data sebelum terjadinya intervensi krisis moneter sejak Juli 1997, yaitu $T = 1$ sampai dengan $T = 42$. Plot *time series* dari masing-masing lokasi adalah :

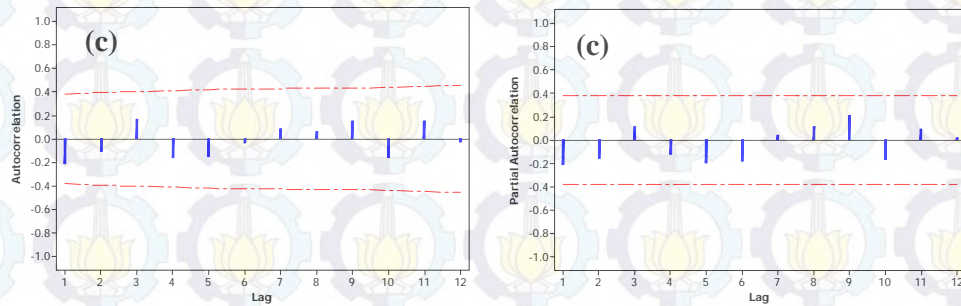


Gambar 4.40 Plot *Time Series* dan Kejadian Intervensi Data Wisatawan

Mancanegara Lokasi (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar

Orde dugaan model ARIMA dapat dilihat dari plot ACF dan PACF seperti pada Gambar 4.41 berikut ini :





Gambar 4.41 Plot ACF dan PACF Data Wisatawan Mancanegara Sebelum Intervensi di (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar

Dari plot ACF dan PACF tersebut didapatkan model ARIMA sebelum intervensi. Hasil estimasi dan uji signifikansi parameter model masing-masing lokasi adalah sebagai berikut :

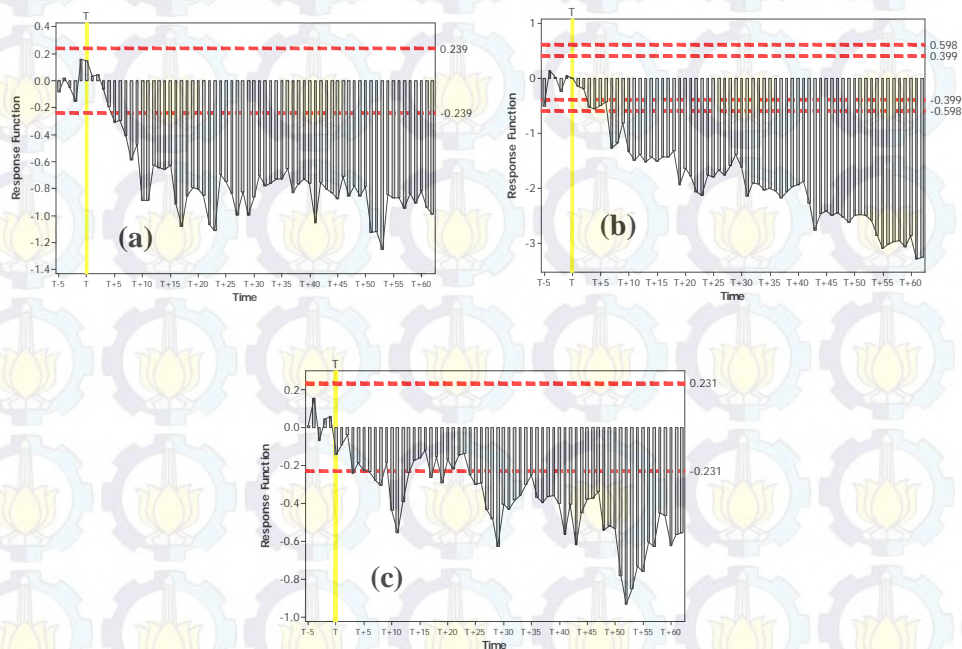
Tabel 4.61. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Lokasi	Model ARIMA	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>
Jakarta	$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	θ_1	0,424	0,025
		Θ_1	0,610	0,035
Surabaya	$(0,1,0)(0,1,1)^{12}$	Θ_1	0,745	0,000
Denpasar	$(0,1,1)(0,1,1)^{12}$	θ_1	0,535	0,002
		Θ_1	0,833	0,000

Setelah model ARIMA sebelum intervensi pertama didapatkan, kemudian penentuan orde dari model intervensi pertama dengan cara membuat plot *residual* dari peramalan data berdasarkan model ARIMA awal.

Plot *residual* pada Gambar 4.41 di atas menunjukkan bahwa adanya kejadian intervensi pertama yaitu krisis moneter sejak Juli 1997 menyebabkan *residual* dari data peramalan keluar batas $\pm 3\sigma$ pada lokasi Jakarta. Dari Gambar 4.32 bagian (a) dapat ditentukan orde model intervensi pertama yaitu $b=7$, $s=(3,9)$, $r=0$. Karena efek intervensi pertama cenderung permanen, maka fungsi yang digunakan adalah fungsi *step*. Setelah model intervensi pertama akibat krisis moneter diperoleh, selanjutnya akan dimodelkan data dengan menambahkan intervensi yang kedua yaitu Bom Bali I Oktober 2002 atau pada $T = 106$ yang

diduga fungsi *pulse* karena kejadian intervensi ini hanya terjadi pada waktu yang sementara. Dengan cara yang sama seperti intervensi pertama, maka didapatkan orde model intervensi kedua $b=6$, $s=1$, $r=0$. Selanjutnya orde model intervensi tersebut digunakan untuk estimasi parameter model intervensi ketiga. Peramalan untuk menentukan orde model intervensi ketiga dilakukan sebanyak data dari waktu terjadinya intervensi ketiga ($T=142$) sampai dengan data terakhir. Berdasarkan plot *residual* dari data maka didapatkan orde model intervensi ketiga adalah $b=12$, $s=0$, $r=0$.



Gambar 4.42 Plot *Residual* untuk Orde Model Intervensi Pertama pada Data Wisatawan Mancanegara di (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar

Krisis moneter sejak Juli 1997 juga menyebabkan *residual* dari data paramalan wisatawan mancanegara di Surabaya keluar batas $\pm 3\sigma$. Dari gambar 4.42 bagian (b) dapat ditentukan orde model intervensi pertama yaitu $b=7$, $s=(3)$, $r=0$. Kemudian *residual* dari data peramalan pada intervensi pertama digunakan untuk menentukan orde model intervensi kedua. Dengan cara yang sama seperti intervensi pertama, maka didapatkan orde model intervensi kedua $b=6$, $s=1$, $r=0$ dan intervensi ketiga $b=6$, $s=(1)$, $r=0$.

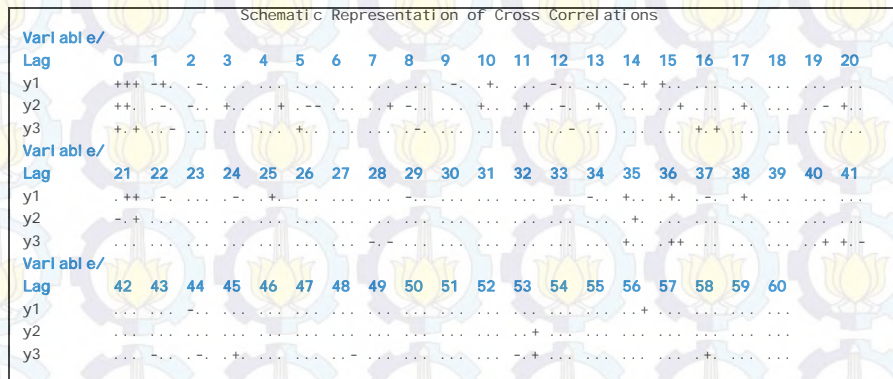
Hal yang sama juga terjadi pada data wisatawan mancanegara di Denpasar. Krisis moneter sejak Juli 1997 juga menyebabkan residual dari data paramalan wisatawan mancanegara di Denpasar keluar batas $\pm 3\sigma$. Dari gambar 4.32 bagian (c) dapat ditentukan orde model intervensi pertama yaitu $b=10$, $s=(3)$, $r=0$. Kemudian *residual* dari data peramalan pada intervensi pertama digunakan untuk menentukan orde model intervensi kedua. Dengan cara yang sama seperti intervensi pertama, maka didapatkan orde model intervensi kedua $b=0$, $s=(1,2)$ $r=0$ dan intervensi ketiga $b=0$, $s=0$, $r=0$.

4.3.3 Model VARIMAX Data Wisatawan Mancanegara Wilayah Jawa-Bali

Seperti halnya data wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera, sebelum dilakukan pemodelan GSTARX pada data jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Jawa-Bali terlebih dahulu dilakukan pemodelan *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA) dengan menggunakan skenario data *in-sample* dan *out-sample*. Data *in-sample* yang digunakan adalah data jumlah wisatawan mancanegara bulan Januari 1994 sampai dengan Desember 2012 sebanyak 228 observasi. Sedangkan data *out-sample* menggunakan data dari Januari sampai Desember 2013 sebanyak 12 observasi.

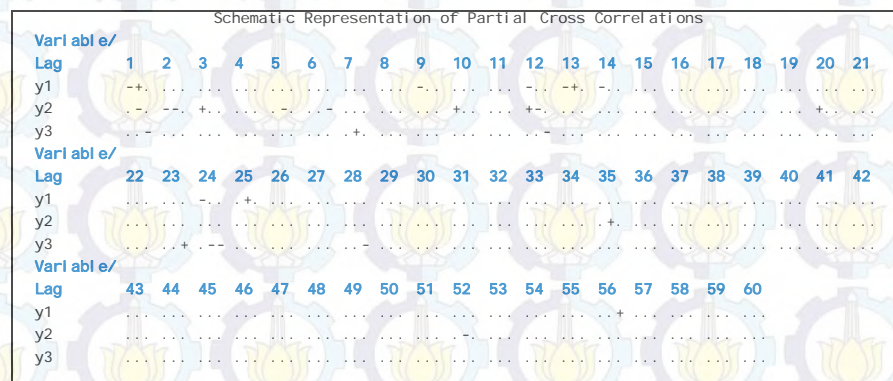
4.3.3.1 Identifikasi Orde Model VARIMA

Langkah awal dalam pemodelan VARIMA adalah melakukan identifikasi terhadap data wisatawan mancanegara tiga lokasi di wilayah Jawa-Bali. Identifikasi ini dilakukan untuk mengetahui apakah data yang digunakan sudah stasioner atau belum. Tahap identifikasi dilakukan melalui plot MCCF yang ditunjukkan pada Gambar 4.42 berikut ini :



Gambar 4.43 Plot MCCF Data Wisatawan Mancanegara di Tiga Lokasi

Gambar 4.43 menunjukkan bahwa data wisatawan mancanegara di tiga lokasi wilayah Jawa-Bali sudah stasioner setelah dilakukan *differencing* 1 dan 12. Hal ini terlihat dari banyaknya tanda titik yang muncul dalam plot MCCF tersebut. Setelah data wisatawan mancanegara di empat lokasi memenuhi asumsi stasioneritas kemudian dilakukan identifikasi untuk menentukan orde model VARIMA. Penentuan orde model VARIMA dengan menggunakan plot MPCCF dari data yang sudah stasioner dan nilai AIC terkecil. Plot MPCCF dan nilai AIC dari data yang sudah stasioner dapat dilihat pada Gambar 4.43 dan Tabel 4.62.



Gambar 4.44 Plot MPCCF Data Wisatawan Mancanegara di Tiga Lokasi

Gambar 4.44 menunjukkan bahwa plot MPCCF adalah *cut off* atau signifikan pada lag 1 dan 12. Hal ini dapat dilihat dari ketiga tanda negatif yang muncul pada lag 1 dan 12. Selain plot MPCCF, orde model VARIMA juga dapat dilihat dari nilai AIC yang terkecil. Nilai AIC terkecil terletak pada AR(2) dan MA(0). Sehingga model VARIMA yang terbentuk adalah VARIMA $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$.

Tabel 4.62 Nilai AIC Model VARIMA

Lag	MA(0)	MA(1)
AR(0)	53,796	53,567
AR(1)	53,495	53,560
AR(2)	53,458	53,548
AR(3)	53,490	53,574
AR(4)	53,542	53,625
AR(5)	53,594	53,642
AR(6)	53,634	53,739
AR(7)	53,702	53,811
AR(8)	53,738	53,851

4.3.3.2 Estimasi Parameter Model VARIMA $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$

Estimasi parameter model VARIMA $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ menghasilkan 36 parameter. Sama halnya dengan estimasi parameter model VARIMA pada data wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera, tidak semua parameter memiliki pengaruh yang signifikan terhadap model. Untuk mengatasi parameter-parameter yang tidak signifikan maka dilakukan *restrict* terhadap parameter yang tidak signifikan. Hasil estimasi parameter model VARIMA $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah dilakukan *restrict* ditampilkan pada Tabel 4.63 berikut ini :

Tabel 4.63 Estimasi Parameter Model VARIMA $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah Dilakukan *Restrict*

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Jakarta	ϕ_{11}^1	-0,355	0,062	-5,76	0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{12}^2	-1,257	0,568	-2,21	0,0281	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{11}^{12}	-0,266	0,060	-4,44	0,0001	$Z_1(t-12)$
Surabaya	ϕ_{21}^1	0,018	0,006	2,82	0,0053	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{22}^1	-0,305	0,061	-4,99	0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{22}^2	-0,203	0,061	-3,30	0,0011	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{22}^{12}	-0,391	0,058	-6,78	0,0001	$Z_2(t-12)$
Denpasar	ϕ_{33}^1	-0,166	0,060	-2,78	0,0060	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{33}^{12}	-0,456	0,061	-7,52	0,0001	$Z_3(t-12)$

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks model VARIMA $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ seperti berikut ini :

$$\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,355 & 0 & 0 \\ 0,018 & -0,305 & 0 \\ 0 & 0 & -0,166 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -1,257 & 0 \\ 0 & -0,203 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} -0,266 & 0 & 0 \\ 0 & -0,391 & 0 \\ 0 & 0 & -0,456 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}$$

Variabel $Z_i^*(t)$ merupakan hasil *differencing* 1 dan 12 dari $Z_i(t)$ yang merupakan data asli, sehingga :

$$\begin{aligned} Z_i^*(t) &= (1 - B)(1 - B^{12})Z_i(t) \\ &= (1 - B - B^{12} + B^{13})Z_i(t) \\ &= Z_i(t) - Z_i(t-1) - Z_i(t-12) + Z_i(t-13) \end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan matriks di atas, maka dapat dijabarkan model VARIMA untuk masing-masing lokasi, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Persamaan VARIMA $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ untuk ketiga lokasi tersebut adalah sebagai berikut :

(a). Lokasi Jakarta

$$\begin{aligned} Z_1(t) &= Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,355Z_1(t-1) + 0,355Z_1(t-2) + 0,355Z_1(t-13) - \\ &\quad 0,355Z_1(t-14) - 1,257Z_2(t-2) + 1,257Z_2(t-3) + 1,257Z_2(t-14) - 1,257Z_2(t-15) - \\ &\quad 0,266Z_1(t-12) + 0,266Z_1(t-13) + 0,266Z_1(t-24) - 0,266Z_1(t-25) + e_1(t) \end{aligned}$$

(b). Lokasi Surabaya

$$\begin{aligned} Z_2(t) &= Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) + 0,018Z_1(t-1) - 0,018Z_1(t-2) - 0,018Z_1(t-13) + \\ &\quad 0,018Z_1(t-14) - 0,305Z_2(t-1) + 0,305Z_2(t-2) + 0,305Z_2(t-13) - 0,305Z_2(t-14) - \\ &\quad 0,203Z_2(t-2) + 0,203Z_2(t-3) + 0,203Z_2(t-14) - 0,203Z_2(t-15) - 0,391Z_2(t-12) + \\ &\quad 0,391Z_2(t-13) + 0,391Z_2(t-24) - 0,391Z_2(t-25) + e_2(t) \end{aligned}$$

(c). Lokasi Denpasar

$$\begin{aligned} Z_3(t) &= Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,166Z_3(t-1) + 0,166Z_3(t-2) + 0,166Z_3(t-13) - \\ &\quad 0,166Z_3(t-14) - 0,456Z_3(t-12) + 0,456Z_3(t-13) + 0,456Z_3(t-24) - \\ &\quad 0,456Z_3(t-24) + e_3(t) \end{aligned}$$

Dari model VARIMA data jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Jakarta di atas menunjukkan bahwa jumlah wisatawan mancanegara di lokasi tersebut dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 24 bulan, 25 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta juga dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di Surabaya pada 2 bulan, 3 bulan, 14 bulan, 15 bulan sebelumnya.

4.3.3.3 Identifikasi Orde Model VARIMAX

Pada penelitian ini juga akan dilakukan pemodelan VARIMA dengan melibatkan variabel prediktor X, yang selanjutnya disebut dengan VARIMAX. Variabel prediktor X yang digunakan adalah variabel intervensi Krisis Moneter Juli 1997 pada saat $T = 43$, Bom Bali I Oktober 2002 pada saat $T = 106$, Bom Bali II Oktober 2005 pada saat $T = 142$. Identifikasi awal dalam pemodelan VARIMAX sama dengan VARIMA, yaitu melalui plot MCCF, MPCCF dan nilai AIC yang terkecil. Hasil identifikasi melalui plot MCCF, MPCCF dan nilai AIC sama dengan model VARIMA sehingga model VARIMAX yang terbentuk adalah VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$.

4.3.3.4 Estimasi Parameter Model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$

Estimasi parameter model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ menghasilkan 36 parameter. Seperti halnya dalam pemodelan VARIMAX pada data wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera, tidak semua parameter memiliki pengaruh yang signifikan. Sehingga perlu dilakukan *restrict* untuk mengatasi parameter yang tidak signifikan tersebut. Hasil estimasi parameter model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah dilakukan *restrict* ditampilkan pada Tabel 4.64 berikut ini :

Tabel 4.64 Estimasi Parameter Model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ setelah Dilakukan *Restrict*

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Jakarta	ϕ_{11}^1	-0,355	0,062	-5,74	0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{12}^2	-1,165	0,572	-2,04	0,0430	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{11}^{12}	-0,258	0,060	-4,28	0,0001	$Z_1(t-12)$
Surabaya	ϕ_{21}^1	0,018	0,006	2,82	0,0053	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{22}^1	-0,304	0,061	-4,96	0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{22}^2	-0,201	0,062	-3,26	0,0013	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{22}^{12}	-0,392	0,058	-6,75	0,0001	$Z_2(t-12)$
Denpasar	ϕ_{33}^1	-0,159	0,057	-2,80	0,0056	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{33}^2	-0,115	0,056	-2,05	0,0415	$Z_3(t-2)$
	ϕ_{33}^{12}	-0,487	0,057	-8,54	0,0001	$Z_3(t-12)$
	β_{32}	-46823,23	13430,04	-3,49	0,0006	$P_3^{(106)}(t)$
	β_{33}	-63936,79	13347,42	-4,79	0,0001	$P_3^{(142)}(t)$

Berdasarkan estimasi parameter pada Tabel 4.64 dapat ditulis dalam bentuk persamaan matriks model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,355 & 0 & 0 \\ 0,018 & -0,304 & 0 \\ 0 & 0 & -0,159 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -1,165 & 0 \\ 0 & -0,201 & 0 \\ 0 & 0 & -0,155 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} -0,258 & 0 & 0 \\ 0 & -0,392 & 0 \\ 0 & 0 & -0,487 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -46823,23 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(106)}(t) \\ P_2^{(106)}(t) \\ P_3^{(106)}(t) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -63936,79 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_1^{(142)}(t) \\ P_2^{(142)}(t) \\ P_3^{(142)}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}$$

Berdasarkan persamaan matriks model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ di atas, dapat dijabarkan ke dalam persamaan masing-masing lokasi. Persamaan model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ data wisatawan mancanegara yang datang ke Jakarta, Surabaya dan Denpasar adalah sebagai berikut :

(a). Lokasi Jakarta

$$Z_1(t) = Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,355Z_1(t-1) + 0,355Z_1(t-2) + 0,355Z_1(t-13) - \\ - 0,355Z_1(t-14) - 1,165Z_2(t-2) + 1,165Z_2(t-3) + 1,165Z_2(t-14) - 1,165Z_2(t-15) - \\ - 0,258Z_1(t-12) + 0,258Z_1(t-13) + 0,258Z_1(t-24) - 0,258Z_1(t-25) + e_1(t)$$

(b). Lokasi Surabaya

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) + 0,018Z_1(t-1) - 0,018Z_1(t-2) - 0,018Z_1(t-13) + \\ + 0,018Z_1(t-14) - 0,304Z_2(t-1) + 0,304Z_2(t-2) + 0,304Z_2(t-13) - 0,304Z_2(t-14) - \\ - 0,201Z_2(t-2) + 0,201Z_2(t-3) + 0,201Z_2(t-14) - 0,201Z_2(t-15) - 0,392Z_2(t-12) + \\ + 0,392Z_2(t-13) + 0,392Z_2(t-24) - 0,392Z_2(t-25) + e_2(t)$$

(c). Lokasi Denpasar

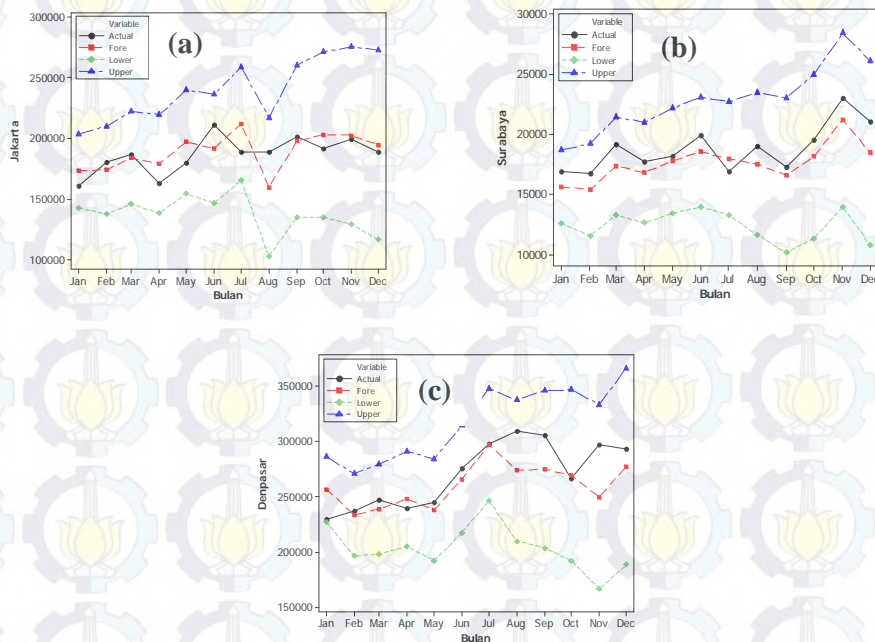
$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,159Z_3(t-1) + 0,159Z_3(t-2) + 0,159Z_3(t-13) - \\ - 0,159Z_3(t-14) - 0,155Z_3(t-2) + 0,155Z_3(t-3) + 0,155Z_3(t-14) - 0,155Z_3(t-15) - \\ - 0,487Z_3(t-12) + 0,487Z_3(t-13) + 0,487Z_3(t-24) - 0,487Z_3(t-25) - 46823P_3^{(106)}(t) - \\ - 63936,79P_3^{(142)}(t) + e_3(t)$$

Berdasarkan persamaan model VARIMAX data jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Jakarta menunjukkan bahwa jumlah wisatawan mancanegara di lokasi tersebut dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan, 24 bulan dan

25 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta juga dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di Surabaya pada 2 bulan, 3 bulan, 14 bulan, 15 bulan sebelumnya.

4.3.3.5 Peramalan dan Pengujian Asumsi Residual *White Noise Model* VARIMAX ([1,2,12],1,0)(0,1,0)¹²

Setelah mendapatkan model VARIMAX ([1,2,12],1,0)(0,1,0)¹² untuk tiga lokasi kemudian dilakukan peramalan data *out-sample* selama 12 bulan ke depan. Hasil peramalan *out-sample* ditampilkan pada Gambar 4.44 di bawah ini. Gambar 4.44 menunjukkan bahwa warna hitam merupakan plot dari data jumlah wisatawan mancanegara yang sebenarnya atau aktual, sedangkan warna merah merupakan hasil ramalannya.



Gambar 4.45 Hasil Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara Data *Out-sample* yang Datang ke (a) Jakarta, (b) Surabaya, (c) Denpasar

Gambar 4.45 menunjukkan bahwa hasil ramalan dengan data sebenarnya mendekati (mirip) dan nilai aktual masih berada di dalam batas atas (*upper*) dan batas bawah (*lower*).

Nilai RMSE yang dihasilkan dari peramalan data *out-sample* jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di tiga lokasi adalah sebagai berikut :

Tabel 4.65 Nilai RMSE Hasil Peramalan Model VARIMAX

$([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$

Lokasi	Nilai RMSE
Jakarta	15.064,50
Surabaya	1.452,12
Denpasar	21.811,50

Tabel 4.65 menunjukkan bahwa nilai RMSE hasil peramalan data *out-sample* jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Jakarta adalah 15.064,50, Surabaya sebesar 1.452,12 dan Denpasar sebesar 21.811,50.

Dari model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ tiap lokasi kemudian didapatkan nilai *residual* yang selanjutnya digunakan untuk uji asumsi apakah model sudah memenuhi asumsi *white noise*. Pengujian dilakukan dengan cara memodelkan ulang *residual* dari model. Kemudian dilakukan pengecekan terhadap nilai AIC terkecil, jika nilai AIC terkecil terletak pada AR(0) dan MA(0) maka *residual* model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ dapat dikatakan telah memenuhi asumsi *white noise*.

Tabel 4.66 Nilai AIC *Residual* Model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$

Lag	MA(0)	MA(1)
AR(0)	52,676	52,792
AR(1)	52,739	52,851
AR(2)	52,812	52,916
AR(3)	52,830	52,949
AR(4)	52,917	53,019
AR(5)	52,966	53,061
AR(6)	53,075	53,188

Tabel 4.66 menunjukkan bahwa nilai AIC terkecil terletak pada MA(0) dan AR(0), sehingga *residual* dari model VARIMAX $([1,2,12],1,0)(0,1,0)^{12}$ telah memenuhi asumsi *white noise*.

4.3.4 Pemodelan Data Jumlah Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

Pemodelan GSTARX pada data jumlah wisatawan mancanegara merupakan pemodelan secara multivariat yang melibatkan variabel prediktor X. Variabel prediktor X yang digunakan untuk pemodelan data wisatawan mancanegara di wilayah Jawa-Bali adalah Krisis Moneter, Bom Bali I dan Bom Bali II. Pemodelan ini menggunakan estimasi parameter *Ordinary Least Square* (OLS) dan *Generalized Least Square* (GLS). Pemodelan GSTARX merupakan pemodelan untuk data *time series* yang memperhatikan faktor spasial atau lokasi. Hal ini ditunjukkan dengan adanya pembobotan yang diberikan pada masing-masing variabel lokasi. Pembobot yang digunakan dalam penelitian ini adalah bobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang parsial dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial.

Tahap identifikasi sebelum pemodelan GSTARX yang sudah dilakukan sebelumnya, yaitu pemodelan VARIMAX. Orde model VARIMAX yang diperoleh akan digunakan dalam pemodelan GSTARX, yaitu lag yang signifikan adalah lag 1, 2 dan 12. Sedangkan orde spasial yang digunakan dibatasi pada orde 1. Sehingga model GSTARX yang digunakan dalam penelitian ini adalah GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dan GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$.

4.3.4.1 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Bobot Seragam

Bobot seragam dalam pemodelan GSTARX pada data jumlah wisatawan mancanegara mengasumsikan bahwa jumlah wisatawan mancanegara di suatu lokasi memiliki pengaruh yang sama terhadap jumlah wisatawan mancanegara di lokasi-lokasi lainnya. Matriks bobot seragam yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix}$$

Estimasi parameter model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS sama dengan estimasi parameter data jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera yaitu dilakukan dengan meregresikan variabel $Z_i(t)$ sebagai variabel respon yang merupakan hasil *differencing* 1 dan 12 pada empat lokasi dengan 18 variabel prediktor yang merupakan lag-lag dari variabel $Z_i(t)$. Dengan menggunakan taraf signifikansi 5% ($\alpha = 0,05$), maka diperoleh hasil estimasi parameter yang signifikan dari model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ sebagai berikut :

Tabel 4.67 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Seragam

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,307	0,064	-4,81	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^{12}	-0,236	0,063	-3,72	0,0003	$Z_1(t-12)$
	$\beta_{1,11}$	-19.657	7696,34	-2,55	0,0114	$X_3(t-12)$
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,302	0,064	-4,73	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{21}^1	0,018	0,009	2,14	0,0334	$V_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,209	0,062	-3,37	0,0009	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{20}^{12}	-0,388	0,060	-6,42	<0,0001	$Z_2(t-12)$
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,157	0,062	-2,53	0,0123	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{30}^{12}	-0,453	0,063	-7,14	<0,0001	$Z_3(t-12)$
	$\beta_{2,5}$	16.816	8630,25	1,95	0,0528	$X_2(t)$
	$\beta_{2,6}$	16.652	8579,05	1,94	0,0537	$X_2(t-1)$

Variabel $X_2(t)$ signifikan pada $\alpha = 0,1$. Variabel $X_2(t)$ tetap dimasukkan dalam model karena akan dibandingkan dengan parameter yang sama dari model GSTARX-GLS. Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.67 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot seragam sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -0,307 & 0 & 0 \\ 0 & -0,301 & 0 \\ 0 & 0 & -0,157 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,018 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,209 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} -0,236 & 0 & 0 \\ 0 & -0,388 & 0 \\ 0 & 0 & -0,453 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -19,657 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 16,816 & 16,652 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1^*(t-7) \\ X_1^*(t-10) \\ X_1^*(t-13) \\ X_1^*(t-16) \\ X_2^*(t) \\ X_2^*(t-1) \\ X_2^*(t-2) \\ X_2^*(t-6) \\ X_2^*(t-7) \\ X_3^*(t) \\ X_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Variabel $Z_i^*(t)$ dan $X_i^*(t)$ merupakan hasil *differencing* 1 dan 12 dari $Z_i(t)$ yang merupakan data asli, sehingga :

$$\begin{aligned}
Z_i^*(t) &= (1 - B)(1 - B^{12})Z_i(t) \\
&= (1 - B - B^{12} + B^{13})Z_i(t) \\
&= Z_i(t) - Z_i(t-1) - Z_i(t-12) + Z_i(t-13) \\
X_i^*(t) &= (1 - B)(1 - B^{12})X_i(t) \\
&= (1 - B - B^{12} + B^{13})X_i(t) \\
&= X_i(t) - X_i(t-1) - X_i(t-12) + X_i(t-13)
\end{aligned}$$

dengan :

$X_1^*(t-7)$ adalah variabel intervensi krisis moneter pada lag ke-7

$X_1^*(t-10)$ adalah variabel intervensi krisis moneter pada lag ke-10

$X_1^*(t-13)$ adalah variabel intervensi krisis moneter pada lag ke-13

$X_1^*(t-16)$ adalah variabel intervensi krisis moneter pada lag ke-16

$X_2^*(t)$ adalah variabel intervensi Bom Bali I pada saat ke- t

$X_2^*(t-1)$ adalah variabel intervensi Bom Bali I pada saat lag ke-1

$X_2^*(t-2)$ adalah variabel intervensi Bom Bali I pada saat lag ke-2

$X_2^*(t-6)$ adalah variabel intervensi Bom Bali I pada saat lag ke-6

$X_2^*(t-7)$ adalah variabel intervensi Bom Bali I pada saat lag ke-7

$X_3^*(t)$ adalah variabel intervensi Bom Bali II pada saat ke- t

$X_3^*(t-12)$ adalah variabel intervensi Bom Bali II pada lag ke-12

Berdasarkan persamaan matriks di atas, maka dapat diperoleh model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ untuk masing-masing lokasi, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Persamaan GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ untuk ketiga lokasi tersebut adalah sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Jakarta

$$Z_1^*(t) = -0,307Z_1^*(t-1) - 0,236Z_1^*(t-12) - 19657X_3^*(t-12) + e_1(t)$$

Dengan mensubstitusikan variabel $Z_i^*(t)$ dan $X_i^*(t)$ kedalam model GSTARX-OLS di Jakarta tersebut maka akan diperoleh penjabaran model sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Jakarta

$$Z_1(t) = Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,307Z_1(t-1) + 0,307Z_1(t-2) + 0,307Z_1(t-13) - 0,307Z_1(t-14) - 0,236Z_1(t-12) + 0,236Z_1(t-13) + 0,236Z_1(t-24) - 0,236Z_1(t-25) - 19.657X_3(t-12) + 19.657X_3(t-13) + 19.657X_3(t-24) - 19.657X_3(t-25) + e_1(t)$$

(b). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Surabaya

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,302Z_2(t-1) + 0,302Z_2(t-2) + 0,320Z_2(t-13) - 0,302Z_2(t-14) - 0,209Z_2(t-2) + 0,209Z_2(t-3) + 0,209Z_2(t-14) - 0,209Z_2(t-15) - 0,388Z_2(t-12) + 0,388Z_2(t-13) + 0,388Z_2(t-24) - 0,388Z_2(t-25) + 0,009Z_1(t-1) - 0,009Z_1(t-2) - 0,009Z_1(t-13) + 0,009Z_1(t-14) + 0,009Z_3(t-1) - 0,009Z_3(t-2) - 0,009Z_3(t-13) + 0,009Z_3(t-14) + e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Denpasar

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,157Z_3(t-1) + 0,157Z_3(t-2) + 0,157Z_3(t-13) - 0,157Z_3(t-14) - 0,453Z_3(t-12) + 0,453Z_3(t-13) + 0,453Z_3(t-24) - 0,453Z_3(t-25) + 16816X_2(t) - 16816X_2(t-1) - 16816X_2(t-12) + 16816X_2(t-13) + 16652X_2(t-1) + 16652X_2(t-1) - 16652X_2(t-2) - 16652X_2(t-13) + 16652X_2(t-14) + e_3(t)$$

Berdasarkan model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di atas dapat diketahui bahwa jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Selain itu jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta juga dipengaruhi variabel intervensi Bom Bali II pada saat 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya. Sedangkan jumlah wisatawan mancanegara di Surabaya dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Selain itu, jumlah wisatawan mancanegara di Surabaya juga dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta dan Denpasar pada saat 1 bulan, 2 bulan, 13

bulan dan 14 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Denpasar dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Juga dipengaruhi oleh variabel intervensi Bom Bali I pada saat terjadinya Bom Bali I dan 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan sebelumnya.

Tabel 4.68 Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)$ -

$I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Seragam

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,342	0,061	-5,64	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^{12}	-0,273	0,059	-4,59	<0,0001	$Z_1(t-12)$
	$\beta_{1,11}$	-18,418	7248,87	-2,54	0,0118	$X_3(t-12)$
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,283	0,062	-4,58	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{21}^1	0,015	0,008	1,79	0,0749	$V_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,188	0,060	-3,12	0,0021	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{20}^{12}	-0,398	0,058	-6,80	<0,0001	$Z_2(t-12)$
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,185	0,060	-3,09	0,0023	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{30}^{12}	-0,456	0,061	-7,45	<0,0001	$Z_3(t-12)$
	$\beta_{2,5}$	19,291	8307,08	2,32	0,0212	$X_2(t)$
	$\beta_{2,6}$	17,340	8259,65	2,10	0,0370	$X_2(t-1)$

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.68 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)$ - $I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot seragam sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \end{bmatrix} &= \left(\begin{bmatrix} -0,342 & 0 & 0 \\ 0 & -0,283 & 0 \\ 0 & 0 & -0,185 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,015 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \end{bmatrix} + \\
&+ \left(\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,188 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \end{bmatrix} + \\
&+ \left(\begin{bmatrix} -0,273 & 0 & 0 \\ 0 & -0,398 & 0 \\ 0 & 0 & -0,456 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -18,418 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 19,291 & 17,340 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1^*(t-7) \\ X_1^*(t-10) \\ X_1^*(t-13) \\ X_1^*(t-16) \\ X_2^*(t) \\ X_2^*(t-1) \\ X_2^*(t-2) \\ X_2^*(t-6) \\ X_2^*(t-7) \\ X_3^*(t) \\ X_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan matriks di atas, maka dapat dijabarkan model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ untuk masing-masing lokasi, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Persamaan GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ untuk ketiga lokasi tersebut adalah sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Jakarta

$$\begin{aligned}
Z_1(t) &= Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,342Z_1(t-1) + 0,342Z_1(t-2) + 0,342Z_1(t-13) - \\
&0,342Z_1(t-14) - 0,273Z_1(t-12) + 0,273Z_1(t-13) + 0,273Z_1(t-24) - 0,273Z_1(t-25) - \\
&18,418X_3(t-12) + 18,418X_3(t-13) + 18,418X_3(t-24) - 18,418X_3(t-25) + e_1(t)
\end{aligned}$$

(b). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Surabaya

$$\begin{aligned}
Z_2(t) &= Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,283Z_2(t-1) + 0,283Z_2(t-2) + 0,283Z_2(t-13) - \\
&0,283Z_2(t-14) - 0,188Z_2(t-2) + 0,188Z_2(t-3) + 0,188Z_2(t-14) - 0,188Z_2(t-15) - \\
&0,398Z_2(t-12) + 0,398Z_2(t-13) + 0,398Z_2(t-24) - 0,398Z_2(t-25) + 0,007Z_1(t-1) - \\
&0,007Z_1(t-2) - 0,007Z_1(t-13) + 0,007Z_1(t-14) + 0,007Z_3(t-1) - 0,007Z_3(t-2) - \\
&0,007Z_3(t-13) + 0,007Z_3(t-14) + e_2(t)
\end{aligned}$$

(c). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Denpasar

$$\begin{aligned}
Z_3(t) &= Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,185Z_3(t-1) + 0,185Z_3(t-2) + 0,185Z_3(t-13) - \\
&0,185Z_3(t-14) - 0,456Z_3(t-12) + 0,456Z_3(t-13) + 0,456Z_3(t-24) - 0,456Z_3(t-25) + \\
&19,291X_2(t) - 19,291X_2(t-1) - 19,291X_2(t-12) + 19,291X_2(t-13) + 17,340X_2(t-1) + \\
&17,340X_2(t-1) - 17,340X_2(t-2) - 17,340X_2(t-13) + 17,340X_2(t-14) + e_3(t)
\end{aligned}$$

Analisis terhadap model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ pada masing-masing lokasi sama dengan analisis pada model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$, yang berbeda hanya pada koefisien parameter yang dihasilkan kedua metode sehingga besarnya pengaruh yang diberikan juga

berbeda. Selanjutnya akan dilakukan perbandingan nilai *standard error* antara metode GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS serta menghitung nilai efisiensi GLS. Nilai efisiensi dan perbandingan nilai *standard error* ditunjukkan pada Tabel 4.69

Tabel 4.69 menunjukkan bahwa nilai *standard error* dari metode GLS hampir semua parameter lebih kecil dari OLS. Hal ini menunjukkan bahwa estimasi parameter dengan metode GLS lebih baik daripada OLS. Selain itu, juga dapat dilihat dari nilai efisiensi GLS dimana nilai efisiensi sebagian parameter di atas 5 %.

Tabel 4.69 Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Bobot Seragam

Lokasi	Parameter	GSTARX-OLS		GSTARX-GLS		Efisiensi GLS (%)
		Koefisien	<i>Standard Error</i>	Koefisien	<i>Standard Error</i>	
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,307	0,064	-0,342	0,061	4,688
	ϕ_{10}^2	-0,236	0,063	-0,273	0,059	6,349
	$\beta_{1,11}$	-19.657	7696,34	-18.418	7248,87	5,814
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,302	0,064	-0,283	0,062	3,125
	ϕ_{21}^1	0,018	0,009	0,015	0,008	11,111
	ϕ_{20}^2	-0,209	0,062	-0,188	0,060	3,226
	ϕ_{20}^{12}	-0,388	0,060	-0,398	0,058	3,333
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,157	0,062	-0,185	0,060	3,226
	ϕ_{30}^{12}	-0,453	0,063	-0,456	0,061	3,175
	$\beta_{2,5}$	16.816	8630,25	19.291	8307,08	3,745
	$\beta_{2,6}$	16.652	8579,05	17.340	8259,65	3,723

4.3.4.2 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan *Invers Jarak*

Pemodelan GSTARX dengan pembobot *invers* jarak pada dasarnya mempunyai asumsi dengan pembobot *invers* jarak yang digunakan untuk data jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera. Matriks bobot *invers* jarak yang digunakan untuk mengestimasi parameter model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS diperoleh dari jarak antar lokasi dengan menormalisasikan nilai

invers dari jarak masing-masing lokasi. Berikut ini ditampilkan peta jarak antar lokasi untuk data wisatawan mancanegara di wilayah Jawa-Bali :



Gambar 4.46 Peta Jarak Tiga Lokasi di Wilayah Jawa-Bali

Peta jarak di atas menunjukkan bahwa jarak antara Jakarta dengan Denpasar merupakan jarak terjauh, yaitu 963,982 km. Berdasarkan jarak antar lokasi di atas maka dapat dibentuk matriks pembobot untuk estimasi parameter GSTARX. Matriks pembobot tersebut seperti di bawah ini :

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0,5924 & 0,4076 \\ 0,3216 & 0 & 0,6784 \\ 0,2460 & 0,7540 & 0 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter dari 18 variabel yang digunakan dalam pemodelan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS. Namun dalam hal ini, tidak semua parameter signifikan pada $\alpha = 0,05$. Dengan taraf signifikansi 5%, maka diperoleh hasil estimasi parameter dengan metode GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada Tabel 4.70 dan Tabel 4.71.

Variabel $X_2(t)$ signifikan pada taraf signifikansi 10%. Variabel $X_2(t)$ tetap dimasukkan ke dalam model karena akan dibandingkan dengan parameter yang dihasilkan oleh GSTARX-GLS. Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.70 di bawah, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1 - I(1)(1))^{12}$ dengan menggunakan bobot *invers* jarak sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -0,307 & 0 & 0 \\ 0 & -0,275 & 0 \\ 0 & 0 & -0,157 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,5924 & 0,4076 \\ 0,3216 & 0 & 0,6784 \\ 0,2460 & 0,7540 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \end{bmatrix} + \\
&\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,199 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,5924 & 0,4076 \\ 0,3216 & 0 & 0,6784 \\ 0,2460 & 0,7540 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \end{bmatrix} + \\
&\begin{bmatrix} -0,236 & 0 & 0 \\ 0 & -0,403 & 0 \\ 0 & 0 & -0,453 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,5924 & 0,4076 \\ 0,3216 & 0 & 0,6784 \\ 0,2460 & 0,7540 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \\
&\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -19,657 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 16,816 & 16,652 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1^*(t-7) \\ X_1^*(t-10) \\ X_1^*(t-13) \\ X_1^*(t-16) \\ X_2^*(t) \\ X_2^*(t-1) \\ X_2^*(t-2) \\ X_2^*(t-6) \\ X_2^*(t-7) \\ X_3^*(t) \\ X_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Tabel 4.70 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)$ -
 $I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot *Invers* Jarak

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,307	0,064	-4,81	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^{12}	-0,236	0,063	-3,72	<0,0001	$Z_1(t-12)$
	$\beta_{1,11}$	-19657	7696,34	-2,55	0,0123	$X_3(t-12)$
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,275	0,063	-4,36	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,199	0,062	-3,19	0,0016	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{20}^{12}	-0,403	0,060	-6,67	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,157	0,062	-2,53	0,0123	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{30}^{12}	-0,453	0,063	-7,14	<0,0001	$Z_3(t-12)$
	$\beta_{2,5}$	16816	8630,25	1,95	0,0528	$X_2(t)$
	$\beta_{2,6}$	16652	8579,05	1,94	0,0537	$X_2(t-1)$

Berdasarkan persamaan matriks di atas, maka dapat dijabarkan model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)$ - $I(1)(1)^{12}$ untuk masing-masing lokasi, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Persamaan GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)$ - $I(1)(1)^{12}$ untuk ketiga lokasi tersebut adalah sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)$ - $I(1)(1)^{12}$ di Jakarta

$$\begin{aligned}
Z_1(t) &= Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,307Z_1(t-1) + 0,307Z_1(t-2) + 0,307Z_1(t-13) - \\
&0,307Z_1(t-14) - 0,236Z_1(t-12) + 0,236Z_1(t-13) + 0,236Z_1(t-24) - 0,236Z_1(t-25) - \\
&19,657X_3(t-12) + 19,657X_3(t-13) + 19,657X_3(t-24) - 19,657X_3(t-25) + e_1(t)
\end{aligned}$$

(b). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Surabaya

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,275(t-1) + 0,275Z_2(t-2) + 0,275Z_2(t-13) - 0,275Z_2(t-14) - 0,199Z_2(t-2) + 0,199Z_2(t-3) + 0,199Z_2(t-14) - 0,199Z_2(t-15) - 0,403Z_2(t-12) + 0,403Z_2(t-13) + 0,403Z_2(t-24) - 0,403Z_2(t-25) + e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Denpasar

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,157(t-1) + 0,157Z_3(t-2) + 0,157Z_3(t-13) - 0,157Z_3(t-14) - 0,453Z_3(t-12) + 0,453Z_3(t-13) + 0,453Z_3(t-24) - 0,453Z_3(t-25) + 16,816X_2(t) - 16,816X_2(t-1) - 16,816X_2(t-12) + 16,816X_2(t-13) + 16,652X_2(t-1) + 16,652X_2(t-2) - 16,652X_2(t-13) + 16,652X_2(t-14) + e_3(t)$$

Berdasarkan model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di atas dapat diketahui bahwa jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Selain itu jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta juga dipengaruhi variabel intervensi Bom Bali II pada saat 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya. Sedangkan jumlah wisatawan mancanegara di Surabaya dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Denpasar dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Juga dipengaruhi oleh variabel intervensi Bom Bali I pada saat terjadinya Bom Bali I dan 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan sebelumnya.

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.71 di bawah, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot *invers* jarak sebagai berikut

$$\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} -0,363 & 0 & 0 \\ 0 & -0,262 & 0 \\ 0 & 0 & -0,185 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,5924 & 0,4076 \\ 0,3216 & 0 & 0,6784 \\ 0,2460 & 0,7540 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \end{bmatrix} + \left(\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,180 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,5924 & 0,4076 \\ 0,3216 & 0 & 0,6784 \\ 0,2460 & 0,7540 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \end{bmatrix} + \left(\begin{bmatrix} -0,273 & 0 & 0 \\ 0 & -0,410 & 0 \\ 0 & 0 & -455 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,5924 & 0,4076 \\ 0,3216 & 0 & 0,6784 \\ 0,2460 & 0,7540 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -18.291 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 19.274 & 17353 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1^*(t-7) \\ X_1^*(t-10) \\ X_1^*(t-13) \\ X_1^*(t-16) \\ X_2^*(t) \\ X_2^*(t-1) \\ X_2^*(t-2) \\ X_2^*(t-6) \\ X_2^*(t-7) \\ X_3^*(t) \\ X_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}$$

Tabel 4.71 Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)$ - $I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot *Invers* Jarak

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,363	0,060	-6,08	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^{12}	-0,273	0,059	-4,62	<0,0001	$Z_1(t-12)$
	$\beta_{1,11}$	-18291	7237,02	-2,53	0,0123	$X_3(t-12)$
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,262	0,061	-4,28	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,180	0,061	-2,96	0,0034	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{20}^{12}	-0,410	0,058	-7,02	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,185	0,060	-2,08	0,0024	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{30}^{12}	-0,455	0,061	-7,45	<0,0001	$Z_3(t-12)$
	$\beta_{2,5}$	19274	8307,74	2,32	0,0213	$X_2(t)$
	$\beta_{2,6}$	17353	8259,74	2,10	0,0369	$X_2(t-1)$

Berdasarkan persamaan matriks di atas, maka dapat dijabarkan model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)$ - $I(1)(1)^{12}$ untuk masing-masing lokasi, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Persamaan GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)$ - $I(1)(1)^{12}$ untuk ketiga lokasi tersebut adalah sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)$ - $I(1)(1)^{12}$ di Jakarta

$$Z_1(t) = Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,363Z_1(t-1) + 0,363Z_1(t-2) + 0,363Z_1(t-13) - 0,363Z_1(t-14) - 0,273Z_1(t-12) + 0,273Z_1(t-13) + 0,273Z_1(t-24) - 0,273Z_1(t-25) - 18.291X_3(t-12) + 18.291X_3(t-13) + 18.291X_3(t-24) - 18.291X_3(t-25) + e_1(t)$$

(b). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)$ - $I(1)(1)^{12}$ di Surabaya

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,262Z_2(t-1) + 0,262Z_2(t-2) + 0,262Z_2(t-13) - 0,262Z_2(t-14) - 0,180Z_2(t-2) + 0,180Z_2(t-3) + 0,180Z_2(t-14) - 0,180Z_2(t-15) - 0,410Z_2(t-12) + 0,410Z_2(t-13) + 0,410Z_2(t-24) - 0,410Z_2(t-25) + e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Denpasar

$$\begin{aligned} Z_3(t) = & Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,184Z_3(t-1) + 0,184Z_3(t-2) + 0,184Z_3(t-13) - \\ & 0,184Z_3(t-14) - 0,455Z_3(t-12) + 0,455Z_3(t-13) + 0,455Z_3(t-24) - 0,455Z_3(t-25) + \\ & 19.274X_2(t) - 19.274X_2(t-1) - 19.274X_2(t-12) + 19.274X_2(t-13) + 19.274X_2(t-1) + \\ & 17.353X_2(t-1) - 17.353X_2(t-2) - 17.353X_2(t-13) + 17.353X_2(t-14) + e_3(t) \end{aligned}$$

Analisis terhadap model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ pada masing-masing lokasi sama dengan analisis pada model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$, yang berbeda hanya pada koefisien parameter yang dihasilkan kedua metode sehingga besarnya pengaruh yang diberikan juga berbeda. Selanjutnya akan dilakukan perbandingan nilai *standard error* antara metode GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS serta menghitung nilai efisiensi GLS. Nilai efisiensi dan perbandingan nilai *standard error* ditunjukkan pada Tabel 4.72 berikut ini :

Tabel 4.72 Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan *Invers Jarak*

Lokasi	Parameter	GSTARX-OLS		GSTARX-GLS		Efisiensi GLS (%)
		Koefisien	<i>Standard Error</i>	Koefisien	<i>Standard Error</i>	
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,307	0,064	-0,363	0,060	6,250
	ϕ_{10}^{12}	-0,236	0,063	-0,273	0,059	6,349
	$\beta_{1,11}$	-19657	7696,34	-18291	7237,02	5,968
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,275	0,063	-0,262	0,061	3,175
	ϕ_{20}^2	-0,199	0,062	-0,180	0,061	1,613
	ϕ_{20}^{12}	-0,403	0,060	-0,410	0,058	3,333
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,157	0,062	-0,185	0,060	3,226
	ϕ_{30}^{12}	-0,453	0,063	-0,455	0,061	3,175
	$\beta_{2,5}$	16816	8630,25	19274	8307,74	3,737
	$\beta_{2,6}$	16652	8579,05	17353	8259,74	3,722

Berdasarkan Tabel 4.72 menunjukkan bahwa nilai *standard error* parameter yang diestimasi dengan metode GLS mempunyai nilai yang lebih kecil dibandingkan OLS. Hal ini berarti bahwa estimasi parameter dengan metode GLS lebih baik dibandingkan dengan metode OLS. Selain nilai *standard error*, dapat

juga dilihat dari nilai efisiensi GLS dimana hampir semua parameter mempunyai nilai efisiensi di atas 5%.

4.3.4.3 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Normalisasi Korelasi Silang

Pembobotan dengan metode normalisasi korelasi silang pada model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS mengasumsikan bahwa keterkaitan jumlah wisatawan mancanegara antar lokasi dipengaruhi oleh tinggi rendahnya korelasi yang dimiliki data jumlah wisatawan mancanegara pada lokasi tersebut. Perhitungan bobot normalisasi korelasi silang diperoleh melalui normalisasi dari nilai-nilai korelasi antar lokasi pada lag yang bersesuaian. Untuk data jumlah wisatawan mancanegara di wilayah Jawa-Bali, lag yang digunakan untuk mengestimasi parameter GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS adalah lag 1, 2 dan 12. Matriks bobot normalisasi korelasi silang adalah sebagai berikut :

$$W_{ij}(1) = \begin{bmatrix} 0 & 0,138 & 0,862 \\ 0,964 & 0 & -0,036 \\ 0,642 & 0,358 & 0 \end{bmatrix}$$

$$W_{ij}(2) = \begin{bmatrix} 0 & -0,804 & 0,196 \\ -0,605 & 0 & 0,395 \\ -0,430 & 0,570 & 0 \end{bmatrix}$$

$$W_{ij}(12) = \begin{bmatrix} 0 & 0,952 & 0,048 \\ -0,099 & 0 & -0,901 \\ -0,628 & -0,372 & 0 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter dari 18 variabel dengan metode OLS dan GLS. Dengan cara yang sama dengan estimasi parameter pada bagian-bagian sebelumnya, didapatkan hasil estimasi parameter GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS seperti pada Tabel 4.73 dan 4.74.

Variabel $X_2(t)$ dan $X_2(t - 1)$ signifikan pada taraf 10%. Variabel $X_2(t)$ dan $X_2(t - 1)$ tersebut tetap dimasukkan dalam model karena akan dibandingkan dengan parameter yang sama pada model GSTARX-GLS. Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.73 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-OLS([1,2,12]₁)-I(1)(1)¹² dengan menggunakan bobot normalisasi korelasi silang sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \end{bmatrix} &= \left(\begin{bmatrix} -0,307 & 0 & 0 \\ 0 & -0,312 & 0 \\ 0 & 0 & -0,157 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,020 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,138 & 0,862 \\ 0,964 & 0 & -0,036 \\ 0,642 & 0,358 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \end{bmatrix} + \\
&+ \left(\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,204 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -0,804 & 0,196 \\ -0,605 & 0 & 0,395 \\ -0,430 & 0,570 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \end{bmatrix} + \\
&+ \left(\begin{bmatrix} -0,236 & 0 & 0 \\ 0 & -0,382 & 0 \\ 0 & 0 & -0,453 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,952 & 0,048 \\ -0,099 & 0 & -0,901 \\ -0,628 & -0,372 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -19,657 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 16,816 & 16,652 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1^*(t-7) \\ X_1^*(t-10) \\ X_1^*(t-13) \\ X_1^*(t-16) \\ X_2^*(t) \\ X_2^*(t-1) \\ X_2^*(t-2) \\ X_2^*(t-6) \\ X_2^*(t-7) \\ X_3^*(t) \\ X_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Tabel 4.73 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)$ -
I(1)(1)¹² dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,307	0,064	-4,81	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^{12}	-0,236	0,063	-3,72	0,0003	$Z_1(t-12)$
	$\beta_{1,11}$	-19.657	7696,34	-2,55	0,0114	$X_3(t-12)$
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,312	0,063	-4,93	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{21}^1	0,020	0,007	2,91	0,0041	$V_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,204	0,061	-3,33	0,0010	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{20}^{12}	-0,382	0,060	-6,39	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,157	0,062	-2,53	0,0123	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{30}^{12}	-0,453	0,063	-7,14	<0,0001	$Z_3(t-12)$
	$\beta_{2,5}$	16.816	8630,25	1,95	0,0528	$X_2(t)$
	$\beta_{2,6}$	16.652	8579,05	1,94	0,0537	$X_2(t-1)$

Berdasarkan persamaan matriks di atas, maka dapat dijabarkan model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)$ -I(1)(1)¹² untuk masing-masing lokasi, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Persamaan GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)$ -I(1)(1)¹² untuk ketiga lokasi tersebut adalah sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Jakarta

$$Z_1(t) = Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,307Z_1(t-1) + 0,307Z_1(t-2) + 0,307Z_1(t-13) - \\ 0,307Z_1(t-14) - 0,236Z_1(t-12) + 0,236Z_1(t-13) + 0,236Z_1(t-24) - 0,236Z_1(t-25) - \\ 19,657X_3(t-12) + 19,657X_3(t-13) + 19,657X_3(t-24) - 19,657X_3(t-25) + e_1(t)$$

(b). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Surabaya

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,312Z_2(t-1) + 0,312Z_2(t-2) + 0,312Z_2(t-13) - \\ 0,312Z_2(t-14) - 0,204Z_2(t-2) + 0,204Z_2(t-3) + 0,204Z_2(t-14) - 0,204Z_2(t-15) - \\ 0,382Z_2(t-12) + 0,382Z_2(t-13) + 0,382Z_2(t-24) - 0,382Z_2(t-25) - 0,0121Z_1(t-1) + \\ 0,0121Z_1(t-2) + 0,0121Z_1(t-13) - 0,0121Z_1(t-14) + 0,0079Z_3(t-1) - 0,0079Z_3(t-2) - \\ 0,0079Z_3(t-13) + 0,0079Z_3(t-14) + e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Denpasar

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,157Z_3(t-1) + 0,157Z_3(t-2) + 0,157Z_3(t-13) - \\ 0,157Z_3(t-14) - 0,453Z_3(t-12) + 0,453Z_3(t-13) + 0,453Z_3(t-24) - 0,453Z_3(t-25) + \\ 16,816X_2(t) - 16,816X_2(t-1) - 16,816X_2(t-12) + 16,816X_2(t-13) + 16,652X_2(t-1) + \\ 16,652X_2(t-2) - 16,652X_2(t-13) + 16,652X_2(t-14) + e_3(t)$$

Berdasarkan model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di atas dapat diketahui bahwa jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Selain itu jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta juga dipengaruhi variabel intervensi Bom Bali II pada saat 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan dan 15 bulan sebelumnya. Sedangkan jumlah wisatawan mancanegara di Surabaya dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Selain itu jumlah wisatawan mancanegara di Surabaya juga dipengaruhi jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta dan Denpasar pada 1 bulan, 2 bulan, 13 bulan dan 14 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Denpasar dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Juga dipengaruhi oleh variabel intervensi Bom Bali I pada saat terjadinya Bom Bali I dan 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan sebelumnya.

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.74 di bawah, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-

GLS([1,2,12]₁)-I(1)(1)¹² dengan menggunakan bobot normalisasi korelasi silang sebagai berikut

$$\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} -0,322 & 0 & 0 \\ 0 & -0,295 & 0 \\ 0 & 0 & -0,183 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,019 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,138 & 0,862 \\ 0,964 & 0 & -0,036 \\ 0,642 & 0,358 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \end{bmatrix} + \\ + \left(\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,183 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -0,804 & 0,196 \\ -0,605 & 0 & 0,395 \\ -0,430 & 0,570 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \end{bmatrix} + \\ + \left(\begin{bmatrix} -0,274 & 0 & 0 \\ 0 & -0,391 & 0 \\ 0 & 0 & -0,456 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,952 & 0,048 \\ -0,099 & 0 & -0,901 \\ -0,628 & -0,372 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \\ + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -17,780 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 19,338 & 17,362 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1^*(t-7) \\ X_1^*(t-10) \\ X_1^*(t-13) \\ X_1^*(t-16) \\ X_2^*(t) \\ X_2^*(t-1) \\ X_2^*(t-2) \\ X_2^*(t-6) \\ X_2^*(t-7) \\ X_3^*(t) \\ X_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}$$

Tabel 4.74 Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS ([1,2,12]₁)-I(1)(1)¹² dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Korelasi Silang

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,322	0,061	-5,24	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^{12}	-0,274	0,059	-4,63	<0,0001	$Z_1(t-12)$
	$\beta_{1,11}$	-17,780	7229,29	-2,46	0,0148	$X_3(t-12)$
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,295	0,061	-4,82	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{21}^1	0,019	0,007	2,84	0,0050	$V_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,183	0,059	-3,08	0,0024	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{20}^{12}	-0,391	0,058	-6,77	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,183	0,060	-3,06	0,0025	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{30}^{12}	-0,456	0,061	-7,46	<0,0001	$Z_3(t-12)$
	$\beta_{2,5}$	19,338	8305,21	2,33	0,0209	$X_2(t)$
	$\beta_{2,6}$	17,362	8257,83	2,10	0,0368	$X_2(t-1)$

Berdasarkan persamaan matriks di atas, maka dapat dijabarkan model GSTARX-GLS ([1,2,12]₁)-I(1)(1)¹² untuk masing-masing lokasi, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Persamaan GSTARX-GLS ([1,2,12]₁)-I(1)(1)¹² untuk ketiga lokasi tersebut adalah sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Jakarta

$$Z_1(t) = Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,322Z_1(t-1) + 0,322Z_1(t-2) + 0,322Z_1(t-13) - 0,322Z_1(t-14) - 0,274Z_1(t-12) + 0,274Z_1(t-13) + 0,274Z_1(t-24) - 0,274Z_1(t-25) - 17,780X_3(t-12) + 17,780X_3(t-13) + 17,780X_3(t-24) - 17,780X_3(t-25) + e_1(t)$$

(b). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Surabaya

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,295Z_2(t-1) + 0,295Z_2(t-2) + 0,295Z_2(t-13) - 0,295Z_2(t-14) - 0,183Z_2(t-2) + 0,183Z_2(t-3) + 0,183Z_2(t-14) - 0,183Z_2(t-15) - 0,391Z_2(t-12) + 0,391Z_2(t-13) + 0,391Z_2(t-24) - 0,391Z_2(t-25) - 0,011Z_1(t-1) + 0,011Z_1(t-2) + 0,011Z_1(t-13) - 0,011Z_1(t-14) + 0,0075Z_3(t-1) - 0,0075Z_3(t-2) - 0,0075Z_3(t-13) + 0,0075Z_3(t-14) + e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Denpasar

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,183Z_3(t-1) + 0,183Z_3(t-2) + 0,183Z_3(t-13) - 0,183Z_3(t-14) - 0,456Z_3(t-12) + 0,456Z_3(t-13) + 0,456Z_3(t-24) - 0,456Z_3(t-25) + 19,338X_2(t) - 19,338X_2(t-1) - 19,338X_2(t-12) + 19,338X_2(t-13) + 17,362X_2(t-1) + 17,362X_2(t-2) - 17,362X_2(t-13) + 17,362X_2(t-14) + e_3(t)$$

Berdasarkan model GSTARX-GLS yang terbentuk pada masing-masing lokasi di Jawa-Bali, dapat dilihat secara visual melalui peta wilayah Jawa-Bali dan pengaruh dari variabel-variabel yang digunakan.



Gambar 4.47 Analisis Secara Visual Model GSTARX-GLS pada Tiga Lokasi

Analisis terhadap model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ pada masing-masing lokasi sama dengan model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$.

Perbedaan hanya terletak pada koefisien parameter yang menunjukkan seberapa besar pengaruh dari parameternya. Selanjutnya dilakukan perbandingan nilai *standard error* antara parameter yang dihasilkan oleh kedua metode. Selain itu juga dihitung nilai efisiensi GLS dalam persentase.

Berdasarkan Tabel 4.75 menunjukkan bahwa nilai *standard error* parameter yang diestimasi dengan metode GLS mempunyai nilai yang lebih kecil dibandingkan OLS. Hal ini berarti bahwa estimasi parameter dengan metode GLS lebih baik dibandingkan dengan metode OLS. Selain nilai *standard error*, dapat juga dilihat dari nilai efisiensi GLS dimana hampir semua parameter mempunyai nilai efisiensi di atas 5%.

Tabel 4.75 Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Normalisasi Korelasi Silang

Lokasi	Parameter	GSTARX-OLS		GSTARX-GLS		Efisiensi GLS (%)
		Koefisien	Standard Error	Koefisien	Standard Error	
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,307	0,064	-0,322	0,061	4,687
	ϕ_{10}^{12}	-0,236	0,063	-0,274	0,059	6,349
	$\beta_{1,11}$	-19,657	7696,34	-17,780	7229,29	6,068
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,312	0,063	-0,295	0,061	3,175
	ϕ_{21}^1	0,020	0,007	0,019	0,007	0,000
	ϕ_{20}^2	-0,204	0,061	-0,183	0,059	3,279
	ϕ_{20}^{12}	-0,382	0,060	-0,391	0,058	3,333
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,157	0,062	-0,183	0,060	3,226
	ϕ_{30}^{12}	-0,453	0,063	-0,456	0,061	3,175
	$\beta_{2,5}$	16,816	8630,25	19,338	8305,21	3,766
	$\beta_{2,6}$	16,652	8579,05	17,362	8257,83	3,744

4.3.4.4 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan Menggunakan Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial

Pembobotan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial didapatkan melalui normalisasi nilai-nilai korelasi parsial antar lokasi pada lag yang bersesuaian. Lag yang digunakan pada penelitian ini adalah lag 1, 2 dan 12,

menyesuaikan dengan orde waktu dari model GSTARX. Hasil perhitungan korelasi silang parsial antar lokasi pada lag waktu ke-1, 2 dan 12 beserta inferensia statistik dengan menggunakan taksiran interval 95% dari data jumlah wisatawan mancanegara di tiga lokasi adalah sebagai berikut :

Tabel 4.76 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-1

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(1)$	0,013	-0,117	0,143	Tidak Valid
$r_{13}(1)$	0,081	-0,049	0,211	Tidak Valid
$r_{21}(1)$	0,214	0,084	0,344	Valid
$r_{23}(1)$	-0,008	-0,138	0,122	Tidak Valid
$r_{31}(1)$	0,077	-0,053	0,207	Tidak Valid
$r_{32}(1)$	0,043	-0,087	0,173	Tidak Valid

Tabel 4.76 menunjukkan bahwa hasil normalisasi inferensia korelasi silang parsial antar lokasi semuanya valid atau berbeda dengan nol (0). Sehingga bobot lokasi yang digunakan pada lag waktu ke-1 sama dengan pembobot normalisasi korelasi silang pada lag ke-1 juga.

$$W_{ij}(1) = \begin{bmatrix} 0 & 0,5 & 0,5 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix}$$

Begitu juga dengan bobot lokasi pada lag waktu ke-2, hasil normalisasi inferensia korelasi silang parsial antar lokasi semuanya valid atau berbeda dengan nol (0). Sehingga bobot lokasi yang digunakan pada lag waktu ke-2 sama dengan pembobot normalisasi korelasi silang pada lag ke-2 juga.

$$W_{ij}(2) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix}$$

Tabel 4.77 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-2

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(2)$	-0,164	-0,294	-0,034	Valid
$r_{13}(2)$	0,040	-0,090	0,170	Tidak Valid
$r_{21}(2)$	-0,023	-0,153	0,107	Tidak Valid
$r_{23}(2)$	0,015	-0,115	0,145	Tidak Valid
$r_{31}(2)$	-0,074	-0,204	0,056	Tidak Valid
$r_{32}(2)$	0,098	-0,032	0,228	Tidak Valid

Bobot lokasi pada lag waktu ke-12 juga sama dengan bobot lokasi normalisasi korelasi silang pada lag waktu ke-12. Hal ini dikarenakan semua parameter pada lag waktu ke-12 signifikan semua.

Tabel 4.78 Taksiran Normalisasi Hasil Inferensia Parsial Korelasi Silang antar Lokasi dan Interval 95% pada Lag ke-12

Parameter	Nilai Taksiran	Batas Bawah	Batas Atas	Keterangan
$r_{12}(12)$	0,158	0,028	0,288	Valid
$r_{13}(12)$	0,008	-0,122	0,138	Tidak Valid
$r_{21}(12)$	-0,008	-0,138	0,122	Tidak Valid
$r_{23}(12)$	-0,073	-0,203	0,057	Tidak Valid
$r_{31}(12)$	0,081	-0,049	0,211	Tidak Valid
$r_{32}(12)$	-0,048	-0,178	0,082	Tidak Valid

Bobot lokasi hasil normalisasi inferensia korelasi silang parsial pada lag waktu ke-12 adalah sebagai berikut :

$$W_{ij}(12) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix}$$

Pembobot dengan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial menghasilkan pembobot yang sama dengan normalisasi korelasi silang. Sehingga hasil estimasi parameter dan pemodelan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS akan sama dengan hasil yang diperoleh pembobot normalisasi korelasi silang. Begitu juga dengan nilai *standard error* dan efisiensi GLS akan sama dengan ketika menggunakan pembobot normalisasi korelasi silang.

Variabel $X_2(t)$ dan $X_2(t-1)$ signifikan pada taraf 10% dan 20%. Variabel $X_2(t)$ dan $X_2(t-1)$ tersebut tetap dimasukkan dalam model karena akan dibandingkan dengan parameter yang sama pada model GSTARX-GLS. Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.79 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-OLS([1,2,12]₁)-I(1)(1)¹² dengan menggunakan bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} Z_1^*(t) \\ Z_2^*(t) \\ Z_3^*(t) \end{bmatrix} &= \left(\begin{bmatrix} -0,336 & 0 & 0 \\ 0 & -0,313 & 0 \\ 0 & 0 & -0,157 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,019 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,5 & 0,5 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \end{bmatrix} + \\
&+ \left(\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,205 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \end{bmatrix} + \\
&+ \left(\begin{bmatrix} -0,249 & 0 & 0 \\ 0 & -0,382 & 0 \\ 0 & 0 & -0,453 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 16,816 & 16,652 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1^*(t-7) \\ X_1^*(t-10) \\ X_1^*(t-13) \\ X_1^*(t-16) \\ X_2^*(t) \\ X_2^*(t-1) \\ X_2^*(t-2) \\ X_2^*(t-6) \\ X_2^*(t-7) \\ X_3^*(t) \\ X_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Tabel 4.79 Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,336	0,064	-5,28	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^{12}	-0,249	0,064	-3,88	0,0001	$Z_1(t-12)$
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,313	0,063	-4,94	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{21}^1	0,019	0,006	2,91	0,0040	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,205	0,061	-3,34	0,0010	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{20}^{12}	-0,382	0,060	-6,38	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,157	0,062	-2,53	0,0123	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{30}^{12}	-0,453	0,063	-7,14	<0,0001	$Z_3(t-12)$
	$\beta_{2,5}$	16,816	8630,25	1,95	0,0528	$X_2(t)$
	$\beta_{2,6}$	16,652	8579,05	1,94	0,0537	$X_2(t-1)$

Berdasarkan persamaan matriks di atas, maka dapat dijabarkan model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ untuk masing-masing lokasi, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Persamaan GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ untuk ketiga lokasi tersebut adalah sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Jakarta

$$Z_1(t) = Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,336Z_1(t-1) + 0,336Z_1(t-2) + 0,336Z_1(t-13) - 0,336Z_1(t-14) - 0,249Z_1(t-12) + 0,249Z_1(t-13) + 0,249Z_1(t-24) - 0,249Z_1(t-25) - e_1(t)$$

(b). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Surabaya

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,313Z_2(t-1) + 0,313Z_2(t-2) + 0,313Z_2(t-13) - 0,313Z_2(t-14) - 0,205Z_2(t-2) + 0,205Z_2(t-3) + 0,205Z_2(t-14) - 0,205Z_2(t-15) - 0,382Z_2(t-12) + 0,382Z_2(t-13) + 0,382Z_2(t-24) - 0,382Z_2(t-25) + 0,019Z_1(t-1) - 0,019Z_1(t-2) - 0,019Z_1(t-13) + 0,019Z_1(t-14) + e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Denpasar

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,157Z_3(t-1) + 0,157Z_3(t-2) + 0,157Z_3(t-13) - 0,157Z_3(t-14) - 0,453Z_3(t-12) + 0,453Z_3(t-13) + 0,453Z_3(t-24) - 0,453Z_3(t-25) + 16,816X_2(t) - 16,816X_2(t-1) - 16,816X_2(t-12) + 16,816X_2(t-13) + 16,652X_2(t-1) + 16,652X_2(t-2) - 16,652X_2(t-13) + 16,652X_2(t-14) + e_3(t)$$

Berdasarkan model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di atas dapat diketahui bahwa jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Sedangkan jumlah wisatawan mancanegara di Surabaya dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 3 bulan, 13 bulan, 14 bulan, 15 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Selain itu jumlah wisatawan mancanegara di Surabaya juga dipengaruhi jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta pada saat 1 bulan, 2 bulan, 13 bulan dan 14 bulan sebelumnya. Jumlah wisatawan mancanegara di Denpasar dipengaruhi oleh jumlah wisatawan mancanegara di lokasi yang sama pada saat 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 24 bulan dan 25 bulan sebelumnya. Juga dipengaruhi oleh variabel intervensi Bom Bali I pada saat terjadinya Bom Bali I dan 1 bulan, 2 bulan, 12 bulan, 13 bulan, 14 bulan sebelumnya.

Berdasarkan parameter-parameter yang signifikan pada Tabel 4.80 di atas, maka dapat dibentuk persamaan matriks untuk model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ dengan menggunakan bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -0,347 & 0 & 0 \\ 0 & -0,304 & 0 \\ 0 & 0 & -0,183 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,019 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0,5 & 0,5 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-1) \\ Z_2^*(t-1) \\ Z_3^*(t-1) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0,166 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-2) \\ Z_2^*(t-2) \\ Z_3^*(t-2) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} -0,284 & 0 & 0 \\ 0 & -0,391 & 0 \\ 0 & 0 & -0,456 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1^*(t-12) \\ Z_2^*(t-12) \\ Z_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 19,127 & 17,333 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1^*(t-7) \\ X_1^*(t-10) \\ X_1^*(t-13) \\ X_1^*(t-16) \\ X_2^*(t) \\ X_2^*(t-1) \\ X_2^*(t-2) \\ X_2^*(t-6) \\ X_2^*(t-7) \\ X_3^*(t) \\ X_3^*(t-12) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ e_3(t) \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Tabel 4.80 Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)\text{-I}(1)(1)^{12}$ dengan Menggunakan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial

Lokasi	Parameter	Estimasi	Standard Error	t-value	p-value	Variabel
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,347	0,062	-5,63	<0,0001	$Z_1(t-1)$
	ϕ_{10}^{12}	-0,284	0,060	-4,79	<0,0001	$Z_1(t-12)$
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,305	0,061	-5,03	<0,0001	$Z_2(t-1)$
	ϕ_{21}^1	0,018	0,006	2,87	0,0046	$V_2(t-1)$
	ϕ_{20}^2	-0,166	0,059	-2,84	0,0051	$Z_2(t-2)$
	ϕ_{20}^{12}	-0,391	0,057	-6,82	<0,0001	$Z_2(t-2)$
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,183	0,060	-3,04	0,0027	$Z_3(t-1)$
	ϕ_{30}^{12}	-0,456	0,062	-7,40	<0,0001	$Z_3(t-12)$
	$\beta_{2,5}$	19,127	8356,88	2,29	0,0231	$X_2(t)$
	$\beta_{2,6}$	17,333	8308,90	2,09	0,0383	$X_2(t-1)$

Berdasarkan persamaan matriks di atas, maka dapat dijabarkan model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)\text{-I}(1)(1)^{12}$ untuk masing-masing lokasi, yaitu Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Persamaan GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)\text{-I}(1)(1)^{12}$ untuk ketiga lokasi tersebut adalah sebagai berikut :

(a). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)\text{-I}(1)(1)^{12}$ di Jakarta

$$\begin{aligned}
Z_1(t) &= Z_1(t-1) + Z_1(t-12) - Z_1(t-13) - 0,347Z_1(t-1) + 0,347Z_1(t-2) + 0,347Z_1(t-13) - \\
&0,347Z_1(t-14) - 0,284Z_1(t-12) + 0,284Z_1(t-13) + 0,284Z_1(t-24) - 0,284Z_1(t-25) - e_1(t)
\end{aligned}$$

(b). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Surabaya

$$Z_2(t) = Z_2(t-1) + Z_2(t-12) - Z_2(t-13) - 0,305Z_2(t-1) + 0,305Z_2(t-2) + 0,305Z_2(t-13) - 0,305Z_2(t-14) - 0,166Z_2(t-2) + 0,166Z_2(t-3) + 0,166Z_2(t-14) - 0,166Z_2(t-15) - 0,391Z_2(t-12) + 0,391Z_2(t-13) + 0,391Z_2(t-24) - 0,391Z_2(t-25) + 0,018Z_1(t-1) - 0,018Z_1(t-2) - 0,018Z_1(t-13) + 0,018Z_1(t-14) + e_2(t)$$

(c). Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ di Denpasar

$$Z_3(t) = Z_3(t-1) + Z_3(t-12) - Z_3(t-13) - 0,183Z_3(t-1) + 0,183Z_3(t-2) + 0,183Z_3(t-13) - 0,183Z_3(t-14) - 0,456Z_3(t-12) + 0,456Z_3(t-13) + 0,456Z_3(t-24) - 0,456Z_3(t-25) + 19.126X_2(t) - 19.126X_2(t-1) - 19.126X_2(t-12) + 19.126X_2(t-13) + 19.126X_2(t-1) + 17.333X_2(t-1) - 17.333X_2(t-2) - 17.333X_2(t-13) + 17.333X_2(t-14) + e_3(t)$$

Analisis terhadap model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ pada masing-masing lokasi sama dengan model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$. Perbedaan hanya terletak pada koefisien parameter yang menunjukkan seberapa besar pengaruh dari parameternya. Selanjutnya dilakukan perbandingan nilai *standard error* antara parameter yang dihasilkan oleh kedua metode. Selain itu juga dihitung nilai efisiensi GLS dalam persentase.

Tabel 4.81 Nilai Efisiensi GLS Data Wisatawan Mancanegara Setiap Lokasi dengan Menggunakan Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial

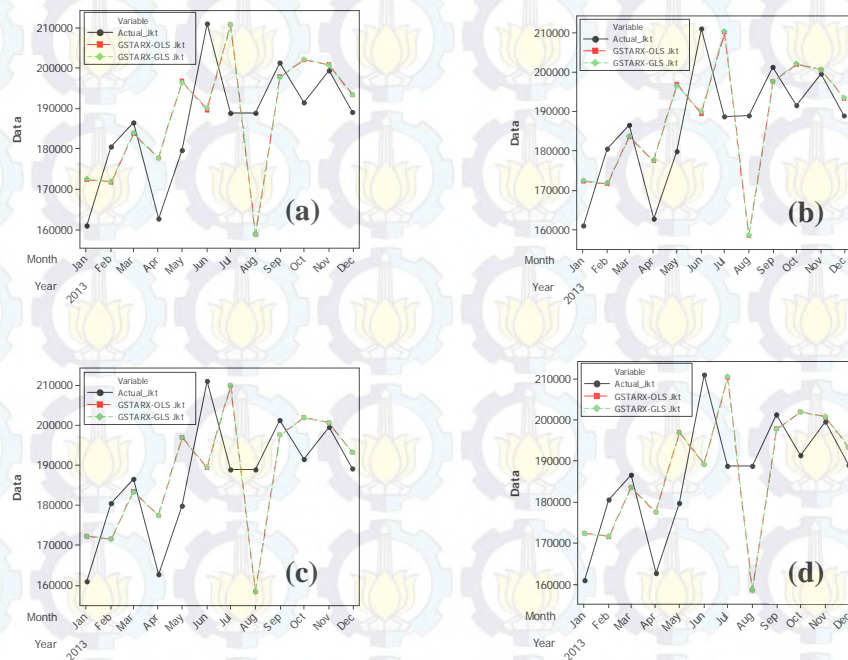
Lokasi	Parameter	GSTARX-OLS		GSTARX-GLS		Efisiensi GLS (%)
		Koefisien	Standard Error	Koefisien	Standard Error	
Jakarta	ϕ_{10}^1	-0,336	0,064	-0,347	0,062	1,562
	ϕ_{10}^{12}	-0,249	0,064	-0,284	0,060	6,250
Surabaya	ϕ_{20}^1	-0,313	0,063	-0,305	0,061	3,175
	ϕ_{21}^1	0,019	0,006	0,018	0,006	0,000
	ϕ_{20}^2	-0,205	0,061	-0,166	0,059	3,279
	ϕ_{20}^{12}	-0,382	0,060	-0,391	0,057	5,000
Denpasar	ϕ_{30}^1	-0,157	0,062	-0,183	0,060	3,226
	ϕ_{30}^{12}	-0,453	0,063	-0,456	0,062	1,587
	$\beta_{2,5}$	16.816	8630,25	19.127	8356,88	3,168
	$\beta_{2,6}$	16.652	8579,05	17.333	8308,90	3,149

Berdasarkan Tabel 4.81 menunjukkan bahwa nilai *standard error* parameter yang diestimasi dengan metode GLS mempunyai nilai yang lebih kecil

dibandingkan OLS. Hal ini berarti bahwa estimasi parameter dengan metode GLS lebih baik dibandingkan dengan metode OLS. Selain nilai *standard error*, dapat juga dilihat dari nilai efisiensi GLS dimana hampir semua parameter mempunyai nilai efisiensi di atas 5%.

4.3.5 Peramalan Data Wisatawan Mancanegara di Tiga Lokasi dengan Menggunakan Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

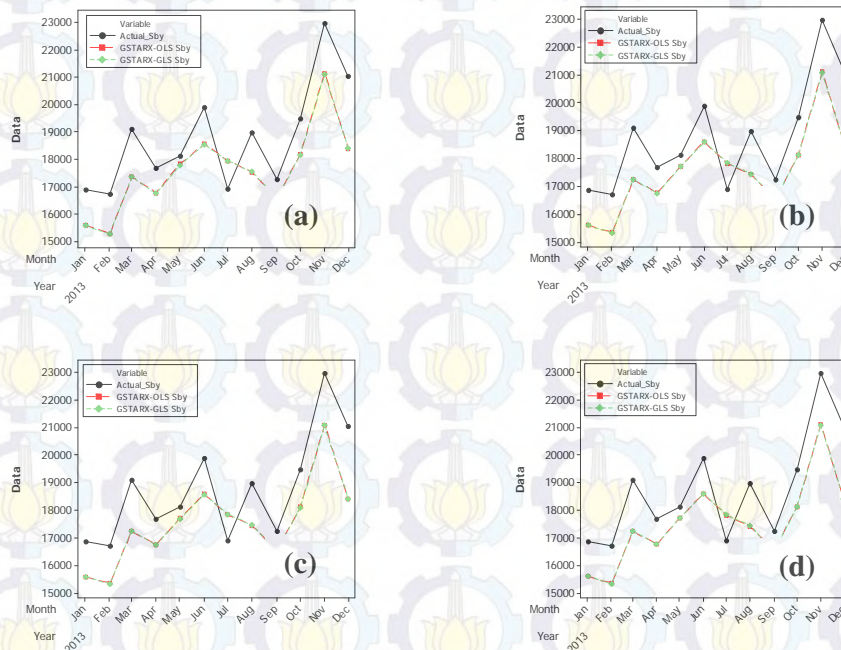
Selanjutnya melakukan peramalan jumlah wisatawan mancanegara ketiga lokasi menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan pembobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial. Peramalan pada data *out-sample* jumlah wisatawan mancanegara sebanyak 12 bulan kedepan. Hasil ramalan jumlah wisatawan mancanegara menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS di Jakarta dalam plot *time series* ditunjukkan pada Gambar 4.48.



Gambar 4.48 Plot *Time Series* Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Jakarta Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) bobot

seragam, (b) bobot *invers* jarak, (c) bobot normalisasi korelasi silang, (d) bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial

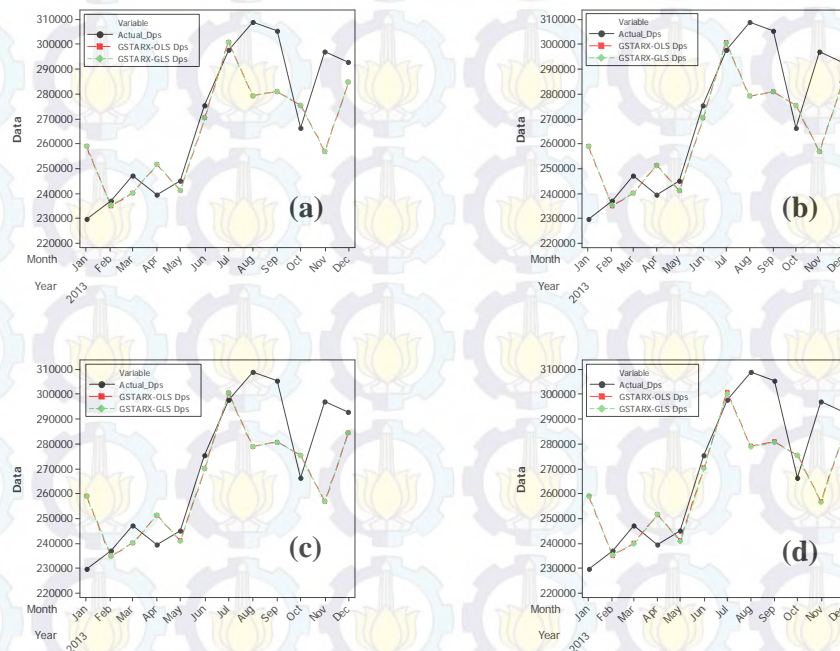
Hasil ramalan jumlah wisatawan mancanegara di Jakarta menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS mendekati nilai sebenarnya baik dengan bobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi inferensia korelasi silang parsial. Selain itu, antara model GSTARX-OLS dengan GSTARX-GLS menghasilkan ramalan yang nilainya hampir sama dan perbedaannya sangat kecil. Hal ini ditunjukkan pada plot warna hijau dan merah yang berimpit. Hasil ramalan jumlah wisatawan mancanegara menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS di Surabaya dalam plot *time series* ditunjukkan pada Gambar 4.49.



Gambar 4.49 Plot *Time Series* Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Surabaya Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) bobot seragam, (b) bobot *invers* jarak, (c) bobot normalisasi korelasi silang, (d) bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial

Hasil ramalan data wisatawan mancanegara di Surabaya dengan menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS baik dengan bobot

seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial mendekati data sebenarnya. Selain itu, hasil ramalan dari kedua metode ini mempunyai selisih yang kecil, hal ini terlihat dari plot ramalannya yang berwarna hijau dan merah berimpit. Hasil ramalan jumlah wisatawan mancanegara menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS di Denpasar dalam plot *time series* ditunjukkan pada Gambar 4.50.



Gambar 4.50 Plot *Time Series* Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Denpasar Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) bobot seragam, (b) bobot *invers* jarak, (c) bobot normalisasi korelasi silang, (d) bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial

Sama halnya dengan hasil peramalan data wisatawan mancanegara di Jakarta dan Surabaya, hasil ramalan di Denpasar dengan menggunakan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS mendekati data sebenarnya. Hal ini terlihat dari plot warna hijau dan merah yang mendekati plot warna hitam. Selain itu, antara model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS menghasilkan ramalan dengan perbedaan yang sangat kecil baik dengan bobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial.

Nilai RMSE hasil ramalan data wisatawan mancanegara di wilayah Jawa-Bali pada data *out-sample* 12 bulan kedepan ditunjukkan Tabel 4.82 berikut ini :

Tabel 4.82 Nilai RMSE Data *Out-sample* Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

Model	Bobot	Nilai RMSE		
		Jakarta	Surabaya	Denpasar
GSTARX-OLS	Seragam	15.096	1.456*	19.054*
	<i>Invers</i> Jarak	15.096	1.475	19.054*
	Normalisasi	15.096	1.484	19.054*
	Korelasi Silang			
	Normalisasi Hasil			
	Inferensia Korelasi	14.998	1.468	19.054*
	Silang Parsial			
	Seragam	14.962	1.483	19.121
	<i>Invers</i> Jarak	14.935	1.483	19.121
	Normalisasi			
GSTARX-GLS	Korelasi Silang	14.984	1.493	19.112
	Normalisasi Hasil			
	Inferensia Korelasi	14.935*	1.483	19.121
	Silang Parsial			

Tabel 4.82 menjelaskan bahwa nilai RMSE terkecil untuk data wisatawan mancanegara di Jakarta terdapat pada model GSTARX-GLS bobot *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi inferensia korelasi silang dengan nilai RMSE sebesar 14.935. Sedangkan nilai RMSE terkecil untuk Surabaya terdapat pada model GSTARX-OLS bobot seragam dengan nilai RMSE 1.456. Nilai RMSE terkecil untuk Denpasar terdapat pada model GSTARX-OLS bobot seragam, *invers* jarak dan normalisasi inferensia korelasi silang parsial.

4.3.6 Uji Asumsi *Residual White Noise* Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

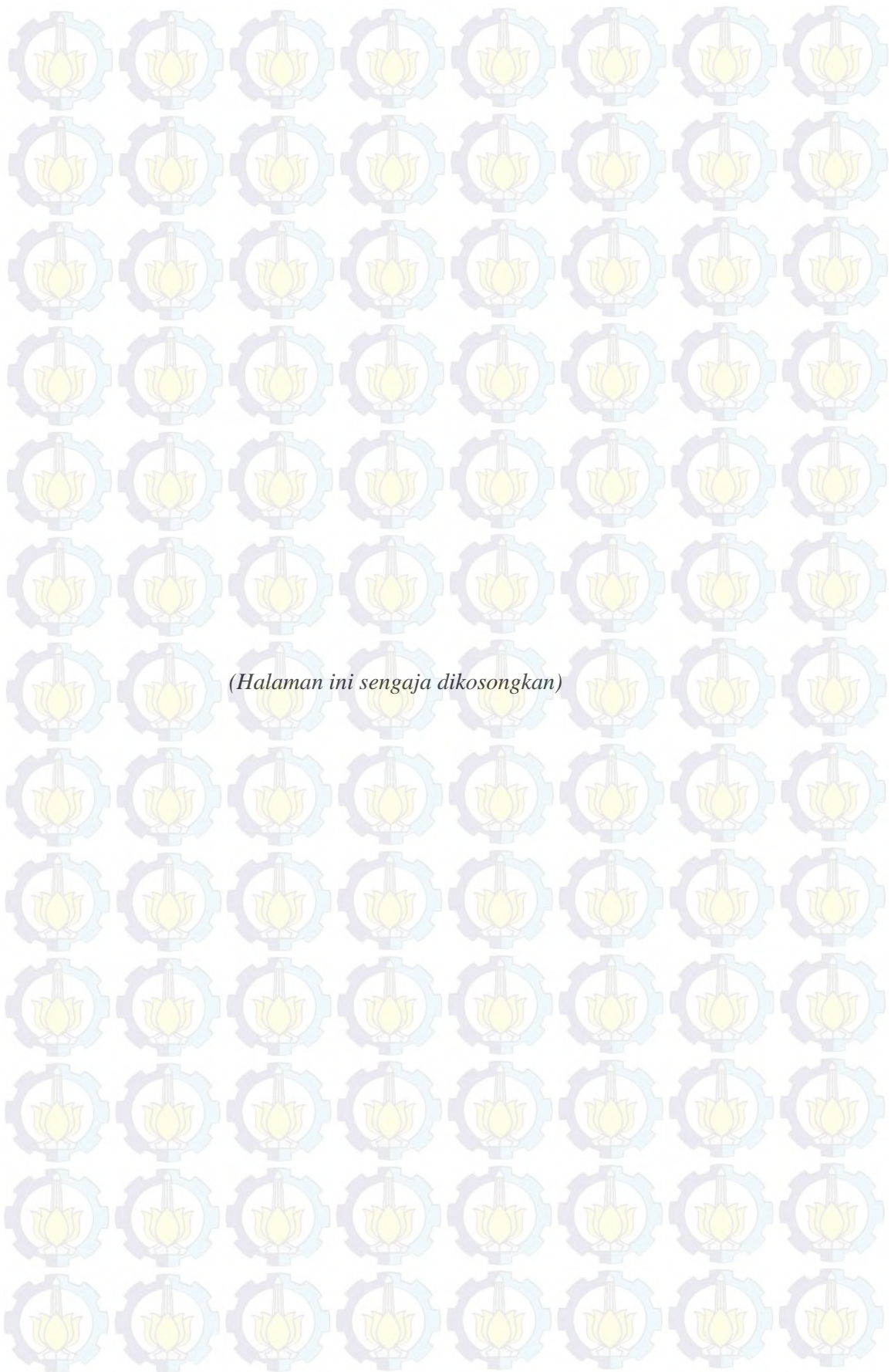
Langkah lanjutan setelah *residual* dari model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS diperoleh adalah pengujian asumsi *white noise* untuk mengetahui

apakah *residual* dari model sudah *white noise* atau belum dengan cara memodelkan ulang *residual* yang didapatkan dari model dan melakukan pengecekan letak nilai AIC terkecil. Jika nilai AIC terkecil terletak pada AR(0) dan MA(0) maka dikatakan *residual* dari model telah memenuhi asumsi *white noise*. Pada Tabel 4.83 ditampilkan nilai AIC residual model GSTARX ([1,2,12]₁)-I(1)(1)¹² dengan pembobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial.

Tabel 4.83 Nilai AIC *Residual* Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS

Model	Bobot	Lag	AR(0)	AR(1)	AR(2)	AR(3)
GSTARX-OLS	Seragam	MA(0)	52,970	52,985	53,030	53,047
		MA(1)	53,038	53,085	53,120	53,135
	Invers Jarak	MA(0)	52,971	52,986	53,032	53,048
		MA(1)	53,039	53,086	53,121	53,136
	Normalisasi	MA(0)	52,970	52,985	53,030	53,047
		MA(1)	53,038	53,085	53,120	53,135
	Korelasi Silang	Normalisasi Hasil	52,970	52,992	53,037	53,049
		Inferensia Korelasi	MA(0)	52,992	53,037	53,049
		Silang Parsial	MA(1)	53,046	53,093	53,125
			53,046	53,093	53,125	53,138
GSTARX-GLS	Seragam	MA(0)	52,941	52,994	53,041	53,054
		MA(1)	53,046	53,102	53,134	53,144
	Invers Jarak	MA(0)	52,958	52,991	53,032	53,052
		MA(1)	53,042	53,091	53,122	53,140
	Normalisasi	MA(0)	52,958	52,991	53,032	53,052
		MA(1)	53,042	53,091	53,122	53,140
	Korelasi Silang	Normalisasi Hasil	52,958	52,991	53,032	53,052
		Inferensia Korelasi	MA(0)	52,991	53,032	53,052
		Silang Parsial	MA(1)	53,042	53,091	53,122
			53,042	53,091	53,122	53,140

Tabel 4.83 menunjukkan bahwa nilai AIC terkecil pada model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan empat macam pembobot terletak pada lag AR (0) dan MA (0). Hal ini menunjukkan bahwa residual dari model GSTARX sudah memenuhi asumsi *white noise*.



BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, maka kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Estimasi parameter dengan menggunakan metode GLS lebih efisien daripada OLS pada saat *residual* antar persamaan (lokasi) berkorelasi sebagian atau semuanya.
2. Kejadian intervensi krisis moneter sejak Juli 1997 menyebabkan *residual* dari data peramalan keluar batas $\pm 3\sigma$ pada lokasi Jakarta, Surabaya dan Denpasar. Sehingga orde model intervensi fungsi *step* yang terbentuk untuk lokasi Jakarta adalah $b=7, s=(3,9), r=0$, lokasi Surabaya adalah $b=7, s=(3), r=0$ dan lokasi Denpasar adalah $b=10, s=(3), r=0$.
3. Hasil analisis menggunakan model multivariat *time series* didapatkan orde dari masing-masing model adalah sebagai berikut :
 - a. Orde model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS yang digunakan adalah sama dengan orde model VARIMAX, sehingga model GSTARX yang terbentuk untuk data wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera adalah $\text{GSTARX}([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$.
 - b. Sedangkan model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS untuk data wisatawan mancanegara di wilayah Jawa-Bali yang terbentuk adalah $\text{GSTARX}([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$.
4. Hasil akurasi ramalan yang didapatkan dari model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS pada data wisatawan mancanegara di wilayah Sumatera adalah untuk Medan terdapat pada model GSTARX-GLS bobot seragam, untuk Padang terdapat pada model GSTARX-GLS bobot seragam, Batam terdapat pada model GSTARX-GLS bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial dan Pekanbaru pada model GSTARX-GLS bobot normalisasi korelasi silang. Sedangkan hasil akurasi ramalan untuk data

wisatawan mancanegara di wilayah Jawa-Bali didapatkan untuk Jakarta adalah model GSTARX-GLS bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial, untuk Surabaya terdapat pada model GSTARX-OLS bobot seragam, Denpasar adalah model GSTARX-OLS bobot seragam, *invers* jarak, normalisasi korelasi silang dan normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial.

5.2 Saran

Saran yang diberikan oleh peneliti untuk penelitian selanjutnya terkait dengan pemodelan GSTARX adalah penggunaan variabel intervensi sebagai variabel prediktor berupa variabel yang berskala metrik (interval atau rasio). Karena sampai saat ini pemodelan GSTARX hanya melibatkan variabel prediktor yang berskala non-metrik. Sehingga variabel prediktor berskala metrik pada model GSTARX akan dianalisis dengan model Fungsi Transfer untuk menentukan orde pengaruh variabel prediktor X.

LAMPIRAN

Lampiran 1 : Data Jumlah Wisatawan Mancanegara Wilayah Sumatera mulai Januari 1998 sampai Desember 2013

Tahun	Bulan	Medan	Padang	Batam	Pekanbaru
1998	Januari	8421	501	85734	2271
	Februari	5210	474	75646	846
	Maret	6006	383	88616	916
	April	6333	578	88959	990
	Mei	3496	519	86570	734
	Juni	4704	531	92586	911
	Juli	5926	406	100053	925
	Agustus	6659	809	113724	958
	September	5858	453	100089	944
	Oktober	6212	577	110588	981
	Nopember	5680	594	104865	1122
	Desember	5936	462	125962	1000
1999	Januari	5772	301	96232	2271
	Februari	6250	393	98131	846
	Maret	6822	452	112141	916
	April	6163	363	97710	990
	Mei	5466	558	104391	734
	Juni	4771	315	97583	911
	Juli	6762	510	107547	925
• • •	• • •	• • •	• • •	• • •	• • •
2013	Januari	14405	2307	89250	1550
	Februari	16419	4295	105380	1962
	Maret	17932	4005	120271	2039
	April	15011	2912	93163	1683
	Mei	20659	4142	109335	2124
	Juni	20729	3771	126277	1952
	Juli	15677	1985	91056	1147
	Agustus	16275	3152	112340	2489
	September	18307	3096	108215	1924
	Oktober	17404	3520	103511	2113
	Nopember	24784	5404	123835	3559
	Desember	27948	5546	153797	3404

Lampiran 2 : Data Jumlah Wisatawan Mancanegara Wilayah Jawa-Bali mulai Januari 1994 sampai Desember 2013

Tahun	Bulan	Jakarta	Surabaya	Denpasar
1998	Januari	82419	828	71366
	Februari	83160	2561	87974
	Maret	91643	3166	75735
	April	87437	2163	79480
	Mei	91244	3224	76269
	Juni	96336	3355	74761
	Juli	117317	3797	104302
	Agustus	113599	3719	103490
	September	104843	3235	99733
	Oktober	106702	2829	90134
	Nopember	101432	4171	85835
	Desember	105409	3506	99822
1999	Januari	95402	3105	91481
	Februari	87657	4764	87796
	Maret	89564	3583	77096
	April	95270	2898	80908
	Mei	93204	4326	69425
	Juni	101586	6486	77138
	Juli	103261	6816	104557
	Agustus	117878	8619	109090
.
.
.
2013	Januari	160998	16869	229561
	Februari	180453	16718	236971
	Maret	186548	19113	247024
	April	162682	17674	239400
	Mei	179737	18128	244874
	Juni	211118	19898	275452
	Juli	188800	16897	297723
	Agustus	188854	18974	309051
	September	201336	17250	305429
	Oktober	191460	19487	266453
	Nopember	199511	22986	296990
	Desember	189005	21047	292961

Lampiran 3 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 1 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure						
Ordinary Least Squares Estimation						
Model Dependent Variable		Y1 y1_t				
Parameter Estimates						
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	
y1_12	1	0.081414	0.049410	1.65	0.1005	
x1_y1	1	0.665646	0.073607	9.04	<.0001	
x_t	1	-5.39994	0.702417	-7.69	<.0001	
Model Dependent Variable		Y2 y2_t				
Parameter Estimates						
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	
y2_12	1	0.177653	0.051965	3.42	0.0007	
x2_y2	1	0.462690	0.071149	6.50	<.0001	
x_t	1	-4.57882	0.706510	-6.48	<.0001	
Model Dependent Variable		Y3 y3_t				
Parameter Estimates						
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	
y3_12	1	0.057985	0.054051	1.07	0.2843	
x3_y3	1	0.429209	0.068861	6.23	<.0001	
x_t	1	-4.51233	0.706303	-6.39	<.0001	
The SYSLIN Procedure						
Seemingly Unrelated Regression Estimation						
Model Dependent Variable		Y1 y1_t				
Parameter Estimates						
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	
y1_12	1	0.083131	0.049400	1.68	0.0935	
x1_y1	1	0.663496	0.073596	9.02	<.0001	
x_t	1	-5.40002	0.702417	-7.69	<.0001	
Model Dependent Variable		Y2 y2_t				
Parameter Estimates						
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	
y2_12	1	0.177492	0.051959	3.42	0.0007	
x2_y2	1	0.462865	0.071144	6.51	<.0001	
x_t	1	-4.57877	0.706510	-6.48	<.0001	
Model Dependent Variable		Y3 y3_t				
Parameter Estimates						
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	
y3_12	1	0.058877	0.054041	1.09	0.2769	
x3_y3	1	0.428349	0.068853	6.22	<.0001	
x_t	1	-4.51207	0.706303	-6.39	<.0001	

Lampiran 4 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 1 Skenario 2 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.081414	0.049410	1.65	0.1005
x1_y1	1	0.665646	0.073607	9.04	<.0001
x_t	1	-5.39994	0.702417	-7.69	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.117124	0.044453	2.63	0.0089
x2_y2	1	0.482723	0.071141	6.79	<.0001
x_t	1	-9.57184	0.712222	-13.44	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.017500	0.037210	0.47	0.6385
x3_y3	1	0.441002	0.068047	6.48	<.0001
x_t	1	-14.5263	0.707324	-20.54	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.083543	0.049400	1.69	0.0919
x1_y1	1	0.661911	0.073592	8.99	<.0001
x_t	1	-5.40022	0.702417	-7.69	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.117378	0.044445	2.64	0.0087
x2_y2	1	0.482299	0.071132	6.78	<.0001
x_t	1	-9.57195	0.712222	-13.44	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.019002	0.037201	0.51	0.6099
x3_y3	1	0.439216	0.068039	6.46	<.0001
x_t	1	-14.5258	0.707324	-20.54	<.0001

Lampiran 5 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 1 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.060163	0.039680	1.52	0.1306
x1_y1	1	0.673061	0.072772	9.25	<.0001
x1_t1	1	-10.4021	0.703388	-14.79	<.0001
x1_t2	1	-5.61856	0.704801	-7.97	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.102815	0.042527	2.42	0.0163
x2_y2	1	0.488045	0.071494	6.83	<.0001
x1_t1	1	-9.57003	0.714145	-13.40	<.0001
x1_t2	1	-5.43762	0.715788	-7.60	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.034018	0.043492	0.78	0.4348
x3_y3	1	0.435667	0.068611	6.35	<.0001
x1_t1	1	-9.52061	0.708074	-13.45	<.0001
x1_t2	1	-5.14009	0.708044	-7.26	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.062198	0.039673	1.57	0.1180
x1_y1	1	0.669537	0.072760	9.20	<.0001
x1_t1	1	-10.4024	0.703388	-14.79	<.0001
x1_t2	1	-5.62142	0.704800	-7.98	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.103235	0.042520	2.43	0.0158
x2_y2	1	0.487415	0.071484	6.82	<.0001
x1_t1	1	-9.57021	0.714145	-13.40	<.0001
x1_t2	1	-5.43701	0.715787	-7.60	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.035747	0.043483	0.82	0.4117
x3_y3	1	0.433334	0.068600	6.32	<.0001
x1_t1	1	-9.52014	0.708074	-13.45	<.0001
x1_t2	1	-5.13983	0.708044	-7.26	<.0001

Lampiran 6 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 1 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.072635	0.039165	1.85	0.0647
x1_y1	1	0.675937	0.072690	9.30	<.0001
x1_t1	1	-10.3996	0.701004	-14.84	<.0001
x1_t2	1	-5.63041	0.702387	-8.02	<.0001
x1_t3	1	-2.01705	0.703280	-2.87	0.0044
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.103067	0.041743	2.47	0.0141
x2_y2	1	0.490274	0.071674	6.84	<.0001
x1_t1	1	-9.56945	0.715017	-13.38	<.0001
x1_t2	1	-5.43873	0.716628	-7.59	<.0001
x1_t3	1	-2.82497	0.717454	-3.94	0.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.026996	0.042944	0.63	0.5301
x3_y3	1	0.441078	0.068754	6.42	<.0001
x1_t1	1	-9.52280	0.709010	-13.43	<.0001
x1_t2	1	-5.14029	0.708983	-7.25	<.0001
x1_t3	1	-2.49703	0.711045	-3.51	0.0005
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.074393	0.039160	1.90	0.0585
x1_y1	1	0.672832	0.072681	9.26	<.0001
x1_t1	1	-10.3999	0.701004	-14.84	<.0001
x1_t2	1	-5.63289	0.702386	-8.02	<.0001
x1_t3	1	-2.01802	0.703279	-2.87	0.0044
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.103461	0.041737	2.48	0.0138
x2_y2	1	0.489661	0.071666	6.83	<.0001
x1_t1	1	-9.56962	0.715017	-13.38	<.0001
x1_t2	1	-5.43815	0.716627	-7.59	<.0001
x1_t3	1	-2.82528	0.717454	-3.94	0.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.028424	0.042937	0.66	0.5085
x3_y3	1	0.439108	0.068745	6.39	<.0001
x1_t1	1	-9.52242	0.709010	-13.43	<.0001
x1_t2	1	-5.14007	0.708983	-7.25	<.0001
x1_t3	1	-2.49704	0.711045	-3.51	0.0005

Lampiran 7 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 2 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.181561	0.044128	4.11	<.0001
x1_y1	1	0.606849	0.048962	12.39	<.0001
x_t	1	-4.28567	0.455654	-9.41	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.170817	0.049350	3.46	0.0006
x2_y2	1	0.543712	0.073936	7.35	<.0001
x_t	1	-5.52036	0.639762	-8.63	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.106661	0.053872	1.98	0.0487
x3_y3	1	0.221557	0.084086	2.63	0.0089
x_t	1	-5.52416	0.761129	-7.26	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.178742	0.044047	4.06	<.0001
x1_y1	1	0.609165	0.048913	12.45	<.0001
x_t	1	-4.28112	0.455634	-9.40	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.172884	0.049314	3.51	0.0005
x2_y2	1	0.541096	0.073898	7.32	<.0001
x_t	1	-5.51810	0.639758	-8.63	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.107640	0.053784	2.00	0.0463
x3_y3	1	0.220279	0.083989	2.62	0.0092
x_t	1	-5.52323	0.761124	-7.26	<.0001

Lampiran 8 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 2 Skenario 2 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Dependent Variable		Y1	
				y1_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.181561	0.044128	4.11	<.0001
x1_y1	1	0.606849	0.048962	12.39	<.0001
x_t	1	-4.28567	0.455654	-9.41	<.0001
Model		Dependent Variable		Y2	
				y2_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.121025	0.041001	2.95	0.0034
x2_y2	1	0.565299	0.073385	7.70	<.0001
x_t	1	-10.5441	0.643176	-16.39	<.0001
Model		Dependent Variable		Y3	
				y3_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.074157	0.037583	1.97	0.0494
x3_y3	1	0.233239	0.083344	2.80	0.0055
x_t	1	-15.5338	0.761105	-20.41	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Dependent Variable		Y1	
				y1_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.180105	0.044046	4.09	<.0001
x1_y1	1	0.607218	0.048885	12.42	<.0001
x_t	1	-4.28340	0.455633	-9.40	<.0001
Model		Dependent Variable		Y2	
				y2_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.123374	0.040973	3.01	0.0028
x2_y2	1	0.561542	0.073337	7.66	<.0001
x_t	1	-10.5409	0.643173	-16.39	<.0001
Model		Dependent Variable		Y3	
				y3_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.077015	0.037503	2.05	0.0409
x3_y3	1	0.229548	0.083247	2.76	0.0062
x_t	1	-15.5311	0.761099	-20.41	<.0001

Lampiran 9 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 2 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.115725	0.032093	3.61	0.0004
x1_y1	1	0.625566	0.048425	12.92	<.0001
x1_t1	1	-9.18279	0.456639	-20.11	<.0001
x1_t2	1	-5.34376	0.455535	-11.73	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.111179	0.039231	2.83	0.0049
x2_y2	1	0.566909	0.073672	7.70	<.0001
x1_t1	1	-10.5468	0.644976	-16.35	<.0001
x1_t2	1	-4.86106	0.642862	-7.56	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.100244	0.043683	2.29	0.0225
x3_y3	1	0.223312	0.083683	2.67	0.0081
x1_t1	1	-10.5257	0.760619	-13.84	<.0001
x1_t2	1	-4.98516	0.760337	-6.56	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.115423	0.032032	3.60	0.0004
x1_y1	1	0.625950	0.048359	12.94	<.0001
x1_t1	1	-9.18229	0.456627	-20.11	<.0001
x1_t2	1	-5.34335	0.455527	-11.73	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.113733	0.039202	2.90	0.0040
x2_y2	1	0.562305	0.073622	7.64	<.0001
x1_t1	1	-10.5430	0.644972	-16.35	<.0001
x1_t2	1	-4.86202	0.642862	-7.56	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.104993	0.043611	2.41	0.0167
x3_y3	1	0.214511	0.083555	2.57	0.0108
x1_t1	1	-10.5194	0.760612	-13.83	<.0001
x1_t2	1	-4.97806	0.760328	-6.55	<.0001

Lampiran 10 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 2 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.101287	0.031695	3.20	0.0016
x1_y1	1	0.629619	0.048788	12.91	<.0001
x1_t1	1	-9.16023	0.459475	-19.94	<.0001
x1_t2	1	-5.33325	0.458453	-11.63	<.0001
x1_t3	1	-2.98943	0.457034	-6.54	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.116271	0.037832	3.07	0.0023
x2_y2	1	0.564440	0.073068	7.72	<.0001
x1_t1	1	-10.5442	0.641015	-16.45	<.0001
x1_t2	1	-4.86099	0.638935	-7.61	<.0001
x1_t3	1	-4.13518	0.638622	-6.48	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.107523	0.043265	2.49	0.0135
x3_y3	1	0.220609	0.083795	2.63	0.0089
x1_t1	1	-10.5235	0.760242	-13.84	<.0001
x1_t2	1	-4.97636	0.759932	-6.55	<.0001
x1_t3	1	-2.56739	0.758495	-3.38	0.0008
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.100546	0.031633	3.18	0.0016
x1_y1	1	0.630595	0.048718	12.94	<.0001
x1_t1	1	-9.15900	0.459463	-19.93	<.0001
x1_t2	1	-5.33222	0.458444	-11.63	<.0001
x1_t3	1	-2.98987	0.457033	-6.54	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.118773	0.037804	3.14	0.0019
x2_y2	1	0.559718	0.073016	7.67	<.0001
x1_t1	1	-10.5403	0.641011	-16.44	<.0001
x1_t2	1	-4.86199	0.638934	-7.61	<.0001
x1_t3	1	-4.13543	0.638622	-6.48	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.112521	0.043191	2.61	0.0097
x3_y3	1	0.211160	0.083659	2.52	0.0121
x1_t1	1	-10.5167	0.760235	-13.83	<.0001
x1_t2	1	-4.96885	0.759923	-6.54	<.0001
x1_t3	1	-2.57130	0.758492	-3.39	0.0008

Lampiran 11 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 3 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.058838	0.063918	0.92	0.3581
x1_y1	1	0.576071	0.075704	7.61	<.0001
x_t	1	-5.30557	0.636534	-8.34	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.132386	0.057562	2.30	0.0222
x2_y2	1	0.543495	0.067173	8.09	<.0001
x_t	1	-4.55319	0.639087	-7.12	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.047966	0.087637	0.55	0.5846
x3_y3	1	0.362170	0.099792	3.63	0.0003
x_t	1	-5.06523	0.646488	-7.83	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.005539	0.031398	0.18	0.8601
x1_y1	1	0.633176	0.046615	13.58	<.0001
x_t	1	-5.29790	0.636483	-8.32	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.099942	0.039942	2.50	0.0129
x2_y2	1	0.576459	0.052333	11.02	<.0001
x_t	1	-4.56159	0.638997	-7.14	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.049088	0.033964	1.45	0.1495
x3_y3	1	0.360963	0.049048	7.36	<.0001
x_t	1	-5.06526	0.646485	-7.84	<.0001

Lampiran 12 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 3 Skenario 2 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Dependent Variable Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.039392	0.045152	0.87	0.3837
x1_y1	1	0.592892	0.065607	9.04	<.0001
x1_t1	1	-10.3007	0.635827	-16.20	<.0001
x1_t2	1	-4.17963	0.635149	-6.58	<.0001
Model		Dependent Variable Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.059982	0.043708	1.37	0.1710
x2_y2	1	0.595761	0.061885	9.63	<.0001
x1_t1	1	-9.55765	0.643192	-14.86	<.0001
x1_t2	1	-4.49448	0.642914	-6.99	<.0001
Model		Dependent Variable Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.021809	0.051739	0.42	0.6737
x3_y3	1	0.387033	0.074023	5.23	<.0001
x1_t1	1	-10.0628	0.646845	-15.56	<.0001
x1_t2	1	-4.42220	0.646287	-6.84	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Dependent Variable Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.010055	0.027755	0.36	0.7174
x1_y1	1	0.631482	0.045932	13.75	<.0001
x1_t1	1	-10.3002	0.635827	-16.20	<.0001
x1_t2	1	-4.18929	0.635041	-6.60	<.0001
Model		Dependent Variable Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.068827	0.032260	2.13	0.0337
x2_y2	1	0.584724	0.049755	11.75	<.0001
x1_t1	1	-9.55399	0.643076	-14.86	<.0001
x1_t2	1	-4.50149	0.642489	-7.01	<.0001
Model		Dependent Variable Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.038851	0.028502	1.36	0.1739
x3_y3	1	0.364495	0.047098	7.74	<.0001
x1_t1	1	-10.0608	0.646826	-15.55	<.0001
x1_t2	1	-4.41521	0.646044	-6.83	<.0001

Lampiran 13 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 3 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.039392	0.045152	0.87	0.3837
x1_y1	1	0.592892	0.065607	9.04	<.0001
x1_t1	1	-10.3007	0.635827	-16.20	<.0001
x1_t2	1	-4.17963	0.635149	-6.58	<.0001
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.059982	0.043708	1.37	0.1710
x2_y2	1	0.595761	0.061885	9.63	<.0001
x1_t1	1	-9.55765	0.643192	-14.86	<.0001
x1_t2	1	-4.49448	0.642914	-6.99	<.0001
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.021809	0.051739	0.42	0.6737
x3_y3	1	0.387033	0.074023	5.23	<.0001
x1_t1	1	-10.0628	0.646845	-15.56	<.0001
x1_t2	1	-4.42220	0.646287	-6.84	<.0001

The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.010055	0.027755	0.36	0.7174
x1_y1	1	0.631482	0.045932	13.75	<.0001
x1_t1	1	-10.3002	0.635827	-16.20	<.0001
x1_t2	1	-4.18929	0.635041	-6.60	<.0001
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.068827	0.032260	2.13	0.0337
x2_y2	1	0.584724	0.049755	11.75	<.0001
x1_t1	1	-9.55399	0.643076	-14.86	<.0001
x1_t2	1	-4.50149	0.642489	-7.01	<.0001
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.038851	0.028502	1.36	0.1739
x3_y3	1	0.364495	0.047098	7.74	<.0001
x1_t1	1	-10.0608	0.646826	-15.55	<.0001
x1_t2	1	-4.41521	0.646044	-6.83	<.0001

Lampiran 14 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ($[12]_1$) dan GSTARX-GLS ($[12]_1$) Data Musiman Simulasi 3 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Dependent Variable y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.026260	0.044409	0.59	0.5548
x1_y1	1	0.600479	0.064873	9.26	<.0001
x1_t1	1	-10.2953	0.637063	-16.16	<.0001
x1_t2	1	-4.18368	0.636357	-6.57	<.0001
x1_t3	1	-2.65397	0.640386	-4.14	<.0001
Model		Dependent Variable y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.052020	0.043303	1.20	0.2306
x2_y2	1	0.596969	0.061585	9.69	<.0001
x1_t1	1	-9.55510	0.643952	-14.84	<.0001
x1_t2	1	-4.49093	0.643637	-6.98	<.0001
x1_t3	1	-2.45394	0.647250	-3.79	0.0002
Model		Dependent Variable y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.007453	0.050354	0.15	0.8824
x3_y3	1	0.394168	0.072859	5.41	<.0001
x1_t1	1	-10.0577	0.647522	-15.53	<.0001
x1_t2	1	-4.42746	0.646923	-6.84	<.0001
x1_t3	1	-2.50202	0.652077	-3.84	0.0002
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Dependent Variable y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.005712	0.027865	0.20	0.8377
x1_y1	1	0.627497	0.046275	13.56	<.0001
x1_t1	1	-10.2950	0.637062	-16.16	<.0001
x1_t2	1	-4.19045	0.636255	-6.59	<.0001
x1_t3	1	-2.65326	0.640385	-4.14	<.0001
Model		Dependent Variable y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.065055	0.032290	2.01	0.0449
x2_y2	1	0.580719	0.049989	11.62	<.0001
x1_t1	1	-9.54971	0.643842	-14.83	<.0001
x1_t2	1	-4.50125	0.643232	-7.00	<.0001
x1_t3	1	-2.44941	0.647172	-3.78	0.0002
Model		Dependent Variable y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.032495	0.028528	1.14	0.2557
x3_y3	1	0.360808	0.047466	7.60	<.0001
x1_t1	1	-10.0547	0.647502	-15.53	<.0001
x1_t2	1	-4.41718	0.646699	-6.83	<.0001
x1_t3	1	-2.48075	0.651124	-3.81	0.0002

Lampiran 15 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 4 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.128118	0.056243	2.28	0.0235
x1_y1	1	0.517639	0.067842	7.63	<.0001
x_t	1	-4.89701	0.872619	-5.61	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.204993	0.056512	3.63	0.0003
x2_y2	1	0.524361	0.063609	8.24	<.0001
x_t	1	-6.26168	0.720969	-8.69	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.132033	0.067589	1.95	0.0517
x3_y3	1	0.432821	0.084159	5.14	<.0001
x_t	1	-6.97187	0.839818	-8.30	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.145410	0.053161	2.74	0.0066
x1_y1	1	0.499882	0.065168	7.67	<.0001
x_t	1	-4.86286	0.871865	-5.58	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.182767	0.042880	4.26	<.0001
x2_y2	1	0.546473	0.052010	10.51	<.0001
x_t	1	-6.22834	0.718851	-8.66	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.139703	0.049078	2.85	0.0047
x3_y3	1	0.424032	0.065171	6.51	<.0001
x_t	1	-6.97430	0.839689	-8.31	<.0001

Lampiran 16 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 4 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.128118	0.056243	2.28	0.0235
x1_y1	1	0.517639	0.067842	7.63	<.0001
x_t	1	-4.89701	0.872619	-5.61	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.140489	0.046536	3.02	0.0028
x2_y2	1	0.569804	0.059737	9.54	<.0001
x_t	1	-11.1565	0.723943	-15.41	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.051821	0.042863	1.21	0.2277
x3_y3	1	0.502775	0.070957	7.09	<.0001
x_t	1	-16.9288	0.842789	-20.09	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.150942	0.052977	2.85	0.0047
x1_y1	1	0.490124	0.064294	7.62	<.0001
x_t	1	-4.84544	0.871662	-5.56	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.152482	0.037736	4.04	<.0001
x2_y2	1	0.555440	0.050344	11.03	<.0001
x_t	1	-11.1734	0.722909	-15.46	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.099080	0.032901	3.01	0.0028
x3_y3	1	0.444681	0.059621	7.46	<.0001
x_t	1	-16.9406	0.842772	-20.10	<.0001

Lampiran 17 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 4 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.062763	0.048025	1.31	0.1923
x1_y1	1	0.562001	0.066411	8.46	<.0001
x1_t1	1	-9.98983	0.875156	-11.41	<.0001
x1_t2	1	-6.28825	0.870397	-7.22	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.119551	0.044974	2.66	0.0083
x2_y2	1	0.584708	0.059732	9.79	<.0001
x1_t1	1	-11.1224	0.726996	-15.30	<.0001
x1_t2	1	-5.38279	0.724148	-7.43	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.069057	0.051288	1.35	0.1792
x3_y3	1	0.487584	0.075318	6.47	<.0001
x1_t1	1	-11.9379	0.843224	-14.16	<.0001
x1_t2	1	-5.66528	0.845186	-6.70	<.0001

The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.084598	0.045098	1.88	0.0617
x1_y1	1	0.535554	0.063329	8.46	<.0001
x1_t1	1	-9.94030	0.874354	-11.37	<.0001
x1_t2	1	-6.25959	0.870127	-7.19	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.133303	0.036093	3.69	0.0003
x2_y2	1	0.568421	0.050579	11.24	<.0001
x1_t1	1	-11.1419	0.726004	-15.35	<.0001
x1_t2	1	-5.37470	0.723976	-7.42	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.127242	0.039488	3.22	0.0014
x3_y3	1	0.408570	0.060806	6.72	<.0001
x1_t1	1	-11.9464	0.843210	-14.17	<.0001
x1_t2	1	-5.75249	0.843761	-6.82	<.0001

Lampiran 18 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ($[12]_1$) dan GSTARX-GLS ($[12]_1$) Data Musiman Simulasi 4 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.053672	0.048473	1.11	0.2691
x1_y1	1	0.564373	0.066589	8.48	<.0001
x1_t1	1	-9.99669	0.871888	-11.47	<.0001
x1_t2	1	-6.29149	0.867061	-7.26	<.0001
x1_t3	1	-1.41919	0.867985	-1.64	0.1032
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.126984	0.043122	2.94	0.0035
x2_y2	1	0.588098	0.058513	10.05	<.0001
x1_t1	1	-11.1384	0.719412	-15.48	<.0001
x1_t2	1	-5.38801	0.716798	-7.52	<.0001
x1_t3	1	-4.63942	0.717547	-6.47	<.0001
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.080506	0.049552	1.62	0.1053
x3_y3	1	0.487327	0.074274	6.56	<.0001
x1_t1	1	-11.9519	0.838569	-14.25	<.0001
x1_t2	1	-5.68434	0.840322	-6.76	<.0001
x1_t3	1	-4.47158	0.840796	-5.32	<.0001
The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.072937	0.045338	1.61	0.1088
x1_y1	1	0.541166	0.063303	8.55	<.0001
x1_t1	1	-9.95319	0.871027	-11.43	<.0001
x1_t2	1	-6.26633	0.866772	-7.23	<.0001
x1_t3	1	-1.44551	0.867668	-1.67	0.0968
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.136855	0.035096	3.90	0.0001
x2_y2	1	0.576148	0.050036	11.51	<.0001
x1_t1	1	-11.1523	0.718552	-15.52	<.0001
x1_t2	1	-5.38200	0.716636	-7.51	<.0001
x1_t3	1	-4.63249	0.717332	-6.46	<.0001
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.135512	0.038585	3.51	0.0005
x3_y3	1	0.410928	0.060432	6.80	<.0001
x1_t1	1	-11.9586	0.838560	-14.26	<.0001
x1_t2	1	-5.76657	0.839036	-6.87	<.0001
x1_t3	1	-4.39306	0.839623	-5.23	<.0001

Lampiran 19 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 5 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.210054	0.055309	3.80	0.0002
x1_y1	1	0.539009	0.073322	7.35	<.0001
x_t	1	-4.92314	0.946991	-5.20	<.0001
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.204482	0.049034	4.17	<.0001
x2_y2	1	0.563993	0.064871	8.69	<.0001
x_t	1	-7.37621	0.980286	-7.52	<.0001
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.152141	0.058338	2.61	0.0096
x3_y3	1	0.336054	0.072026	4.67	<.0001
x_t	1	-4.14640	1.009851	-4.11	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.188220	0.053385	3.53	0.0005
x1_y1	1	0.563539	0.071499	7.88	<.0001
x_t	1	-4.91463	0.946974	-5.19	<.0001
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.201028	0.048992	4.10	<.0001
x2_y2	1	0.567477	0.064839	8.75	<.0001
x_t	1	-7.38125	0.980282	-7.53	<.0001
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.141076	0.056290	2.51	0.0128
x3_y3	1	0.346919	0.070436	4.93	<.0001
x_t	1	-4.13601	1.009748	-4.10	<.0001

Lampiran 20 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 5 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.210054	0.055309	3.80	0.0002
x1_y1	1	0.539009	0.073322	7.35	<.0001
x_t	1	-4.92314	0.946991	-5.20	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.180304	0.044233	4.08	<.0001
x2_y2	1	0.575198	0.064499	8.92	<.0001
x_t	1	-12.3887	0.981524	-12.62	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.107716	0.046652	2.31	0.0217
x3_y3	1	0.354388	0.070689	5.01	<.0001
x_t	1	-14.0808	1.011074	-13.93	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.191962	0.053361	3.60	0.0004
x1_y1	1	0.555072	0.071085	7.81	<.0001
x_t	1	-4.91150	0.946969	-5.19	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.176346	0.044195	3.99	<.0001
x2_y2	1	0.580092	0.064456	9.00	<.0001
x_t	1	-12.3960	0.981518	-12.63	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.102371	0.044788	2.29	0.0230
x3_y3	1	0.362793	0.069305	5.23	<.0001
x_t	1	-14.0788	1.010997	-13.93	<.0001

Lampiran 21 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 5 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.170939	0.048950	3.49	0.0006
x1_y1	1	0.557944	0.072665	7.68	<.0001
x1_t1	1	-9.88098	0.951366	-10.39	<.0001
x1_t2	1	-5.13645	0.951954	-5.40	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.158021	0.043624	3.62	0.0003
x2_y2	1	0.579122	0.065326	8.87	<.0001
x1_t1	1	-12.3890	0.988454	-12.53	<.0001
x1_t2	1	-4.78413	0.989648	-4.83	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.126917	0.050582	2.51	0.0127
x3_y3	1	0.346649	0.070996	4.88	<.0001
x1_t1	1	-9.10935	1.007894	-9.04	<.0001
x1_t2	1	-6.33388	1.004446	-6.31	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.158594	0.047160	3.36	0.0009
x1_y1	1	0.574043	0.070623	8.13	<.0001
x1_t1	1	-9.87857	0.951362	-10.38	<.0001
x1_t2	1	-5.16250	0.951552	-5.43	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.154817	0.043587	3.55	0.0004
x2_y2	1	0.583050	0.065289	8.93	<.0001
x1_t1	1	-12.3949	0.988448	-12.54	<.0001
x1_t2	1	-4.77356	0.989630	-4.82	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.124972	0.048729	2.56	0.0108
x3_y3	1	0.348922	0.069204	5.04	<.0001
x1_t1	1	-9.10787	1.007841	-9.04	<.0001
x1_t2	1	-6.33595	1.004343	-6.31	<.0001

Lampiran 22 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ($[12]_1$) dan GSTARX-GLS ($[12]_1$) Data Musiman Simulasi 5 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.157616	0.048279	3.26	0.0012
x1_y1	1	0.566783	0.072639	7.80	<.0001
x1_t1	1	-9.86919	0.955407	-10.33	<.0001
x1_t2	1	-5.16085	0.955852	-5.40	<.0001
x1_t3	1	-3.14340	0.951973	-3.30	0.0011
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.154870	0.043073	3.60	0.0004
x2_y2	1	0.580454	0.065379	8.88	<.0001
x1_t1	1	-12.3904	0.990149	-12.51	<.0001
x1_t2	1	-4.77685	0.991177	-4.82	<.0001
x1_t3	1	-3.42514	0.984506	-3.48	0.0006
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.129726	0.050599	2.56	0.0109
x3_y3	1	0.346351	0.070741	4.90	<.0001
x1_t1	1	-9.11431	1.001820	-9.10	<.0001
x1_t2	1	-6.33127	0.998402	-6.34	<.0001
x1_t3	1	-0.84842	0.997921	-0.85	0.3959
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.146749	0.046461	3.16	0.0018
x1_y1	1	0.581181	0.070527	8.24	<.0001
x1_t1	1	-9.86731	0.955404	-10.33	<.0001
x1_t2	1	-5.18388	0.955448	-5.43	<.0001
x1_t3	1	-3.14041	0.951966	-3.30	0.0011
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.151673	0.043041	3.52	0.0005
x2_y2	1	0.584451	0.065346	8.94	<.0001
x1_t1	1	-12.3964	0.990144	-12.52	<.0001
x1_t2	1	-4.76622	0.991162	-4.81	<.0001
x1_t3	1	-3.42315	0.984506	-3.48	0.0006
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.130063	0.048668	2.67	0.0080
x3_y3	1	0.345958	0.068879	5.02	<.0001
x1_t1	1	-9.11457	1.001764	-9.10	<.0001
x1_t2	1	-6.33091	0.998294	-6.34	<.0001
x1_t3	1	-0.84823	0.997890	-0.85	0.396

Lampiran 23 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 6 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.081414	0.049410	1.65	0.1005
x1_y1	1	0.665646	0.073607	9.04	<.0001
x_t	1	-5.39994	0.702417	-7.69	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.177653	0.051965	3.42	0.0007
x2_y2	1	0.462690	0.071149	6.50	<.0001
x_t	1	-4.57882	0.706510	-6.48	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.057985	0.054051	1.07	0.2843
x3_y3	1	0.429209	0.068861	6.23	<.0001
x_t	1	-4.51233	0.706303	-6.39	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.083131	0.049400	1.68	0.0935
x1_y1	1	0.663496	0.073596	9.02	<.0001
x_t	1	-5.40002	0.702417	-7.69	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.177492	0.051959	3.42	0.0007
x2_y2	1	0.462865	0.071144	6.51	<.0001
x_t	1	-4.57877	0.706510	-6.48	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.058877	0.054041	1.09	0.2769
x3_y3	1	0.428349	0.068853	6.22	<.0001
x_t	1	-4.51207	0.706303	-6.39	<.0001

Lampiran 24 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 6 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.079758	0.043138	1.85	0.0655
x1_y1	1	0.605786	0.046413	13.05	<.0001
x_t	1	-6.37538	0.541102	-11.78	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.060749	0.090795	0.67	0.5040
x2_y2	1	0.605371	0.122832	4.93	<.0001
x_t	1	-5.47754	0.675193	-8.11	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.000147	0.061212	0.00	0.9981
x3_y3	1	0.409561	0.081742	5.01	<.0001
x_t	1	-5.02827	0.851768	-5.90	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.117594	0.032651	3.60	0.0004
x1_y1	1	0.573243	0.039574	14.49	<.0001
x_t	1	-6.37149	0.541094	-11.78	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.192576	0.049391	3.90	0.0001
x2_y2	1	0.432082	0.071120	6.08	<.0001
x_t	1	-5.51030	0.674928	-8.16	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.033343	0.045107	0.74	0.4604
x3_y3	1	0.370731	0.065870	5.63	<.0001
x_t	1	-5.03152	0.851758	-5.91	<.0001

Lampiran 25 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 6 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.035044	0.032925	1.06	0.2881
x1_y1	1	0.625355	0.045329	13.80	<.0001
x1_t1	1	-11.3932	0.544054	-20.94	<.0001
x1_t2	1	-5.12132	0.544458	-9.41	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	-0.00741	0.055490	-0.13	0.8938
x2_y2	1	0.682798	0.093715	7.29	<.0001
x1_t1	1	-10.4693	0.675974	-15.49	<.0001
x1_t2	1	-5.58646	0.675271	-8.27	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	-0.01876	0.049356	-0.38	0.7041
x3_y3	1	0.419497	0.079558	5.27	<.0001
x1_t1	1	-10.0349	0.849347	-11.81	<.0001
x1_t2	1	-6.33378	0.849000	-7.46	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.082635	0.026830	3.08	0.0023
x1_y1	1	0.569460	0.039400	14.45	<.0001
x1_t1	1	-11.3988	0.544050	-20.95	<.0001
x1_t2	1	-5.16306	0.544200	-9.49	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.115353	0.036361	3.17	0.0017
x2_y2	1	0.480513	0.063343	7.59	<.0001
x1_t1	1	-10.5288	0.675668	-15.58	<.0001
x1_t2	1	-5.60013	0.675255	-8.29	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.024473	0.037006	0.66	0.5089
x3_y3	1	0.355105	0.062961	5.64	<.0001
x1_t1	1	-10.0487	0.849283	-11.83	<.0001
x1_t2	1	-6.32208	0.848954	-7.45	<.0001

Lampiran 26 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ($[12]_1$) dan GSTARX-GLS ($[12]_1$) Data Musiman Simulasi 6 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Dependent Variable y1			
		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.040277	0.032496	1.24	0.2162
x1_y1	1	0.622441	0.045375	13.72	<.0001
x1_t1	1	-11.3916	0.544478	-20.92	<.0001
x1_t2	1	-5.12314	0.544890	-9.40	<.0001
x1_t3	1	-3.18604	0.543981	-5.86	<.0001
Model		Dependent Variable y2			
		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.002030	0.053296	0.04	0.9696
x2_y2	1	0.670337	0.091789	7.30	<.0001
x1_t1	1	-10.4716	0.676099	-15.49	<.0001
x1_t2	1	-5.58585	0.675399	-8.27	<.0001
x1_t3	1	-3.64304	0.674896	-5.40	<.0001
Model		Dependent Variable y3			
		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	-0.01653	0.048797	-0.34	0.7351
x3_y3	1	0.417921	0.079664	5.25	<.0001
x1_t1	1	-10.0344	0.850872	-11.79	<.0001
x1_t2	1	-6.33238	0.850509	-7.45	<.0001
x1_t3	1	-3.07739	0.849521	-3.62	0.0003
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Dependent Variable y1			
		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_12	1	0.087831	0.026571	3.31	0.0011
x1_y1	1	0.565456	0.039451	14.33	<.0001
x1_t1	1	-11.3979	0.544472	-20.93	<.0001
x1_t2	1	-5.16582	0.544631	-9.48	<.0001
x1_t3	1	-3.15288	0.543824	-5.80	<.0001
Model		Dependent Variable y2			
		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_12	1	0.113685	0.035301	3.22	0.0014
x2_y2	1	0.482429	0.062530	7.72	<.0001
x1_t1	1	-10.5286	0.675792	-15.58	<.0001
x1_t2	1	-5.60039	0.675379	-8.29	<.0001
x1_t3	1	-3.69141	0.674674	-5.47	<.0001
Model		Dependent Variable y3			
		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_12	1	0.028096	0.036657	0.77	0.4440
x3_y3	1	0.350313	0.062968	5.56	<.0001
x1_t1	1	-10.0495	0.850803	-11.81	<.0001
x1_t2	1	-6.32083	0.850468	-7.43	<.0001
x1_t3	1	-3.09215	0.849454	-3.64	0.0003

Lampiran 27 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.102864	0.040732	2.53	0.0121
x1_y1	1	-0.57388	0.051476	-11.15	<.0001
y1_12	1	0.185669	0.043689	4.25	<.0001
x4_y1	1	0.515411	0.050502	10.21	<.0001
x_t	1	-4.39654	0.927638	-4.74	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.418591	0.036971	11.32	<.0001
x2_y2	1	-0.53156	0.040906	-12.99	<.0001
y2_12	1	0.115586	0.036306	3.18	0.0016
x5_y2	1	0.614727	0.040958	15.01	<.0001
x_t	1	-5.33693	0.933341	-5.72	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.408072	0.035227	11.58	<.0001
x3_y3	1	-0.40956	0.040799	-10.04	<.0001
y3_12	1	0.183834	0.033909	5.42	<.0001
x6_y3	1	0.843257	0.042561	19.81	<.0001
x_t	1	-4.97457	0.847351	-5.87	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.100120	0.040367	2.48	0.0137
x1_y1	1	-0.57094	0.051104	-11.17	<.0001
y1_12	1	0.184195	0.043284	4.26	<.0001
x4_y1	1	0.517273	0.050134	10.32	<.0001
x_t	1	-4.39544	0.927634	-4.74	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.418240	0.036825	11.36	<.0001
x2_y2	1	-0.53091	0.040804	-13.01	<.0001
y2_12	1	0.109996	0.036161	3.04	0.0026
x5_y2	1	0.619809	0.040852	15.17	<.0001
x_t	1	-5.33594	0.933338	-5.72	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.412002	0.035048	11.76	<.0001
x3_y3	1	-0.41266	0.040650	-10.15	<.0001
y3_12	1	0.181197	0.033734	5.37	<.0001
x6_y3	1	0.846836	0.042393	19.98	<.0001
x_t	1	-4.97148	0.847343	-5.87	<.0001

Lampiran 28 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1 Skenario 2 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.102864	0.040732	2.53	0.0121
x1_y1	1	-0.57388	0.051476	-11.15	<.0001
y1_12	1	0.185669	0.043689	4.25	<.0001
x4_y1	1	0.515411	0.050502	10.21	<.0001
x_t	1	-4.39654	0.927638	-4.74	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.364417	0.036098	10.10	<.0001
x2_y2	1	-0.49708	0.041479	-11.98	<.0001
y2_12	1	0.102333	0.035401	2.89	0.0041
x5_y2	1	0.620940	0.041778	14.86	<.0001
x_t	1	-10.3498	0.964068	-10.74	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.299514	0.032239	9.29	<.0001
x3_y3	1	-0.33052	0.041271	-8.01	<.0001
y3_12	1	0.114916	0.031157	3.69	0.0003
x6_y3	1	0.878693	0.043481	20.21	<.0001
x_t	1	-15.1675	0.902617	-16.80	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.103029	0.040345	2.55	0.0112
x1_y1	1	-0.57664	0.051050	-11.30	<.0001
y1_12	1	0.187582	0.043260	4.34	<.0001
x4_y1	1	0.510444	0.050079	10.19	<.0001
x_t	1	-4.40359	0.927630	-4.75	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.368103	0.035970	10.23	<.0001
x2_y2	1	-0.50136	0.041393	-12.11	<.0001
y2_12	1	0.101331	0.035274	2.87	0.0044
x5_y2	1	0.621042	0.041689	14.90	<.0001
x_t	1	-10.3554	0.964065	-10.74	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.310734	0.032005	9.71	<.0001
x3_y3	1	-0.33963	0.041101	-8.26	<.0001
y3_12	1	0.114821	0.030930	3.71	0.0002
x6_y3	1	0.881567	0.043279	20.37	<.0001
x_t	1	-15.1547	0.902606	-16.79	<.0001

Lampiran 29 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.092961	0.039993	2.32	0.0208
x1_y1	1	-0.57945	0.051830	-11.18	<.0001
y1_12	1	0.161958	0.040368	4.01	<.0001
x4_y1	1	0.529690	0.048812	10.85	<.0001
x1_t1	1	-9.41966	0.928433	-10.15	<.0001
x1_t2	1	-2.89558	0.972188	-2.98	0.0031
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.433387	0.035689	12.14	<.0001
x2_y2	1	-0.55924	0.040571	-13.78	<.0001
y2_12	1	0.121555	0.033169	3.66	0.0003
x5_y2	1	0.597262	0.039144	15.26	<.0001
x1_t1	1	-10.3856	0.908305	-11.43	<.0001
x1_t2	1	0.692342	0.961810	0.72	0.4722
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.387483	0.035419	10.94	<.0001
x3_y3	1	-0.40381	0.042243	-9.56	<.0001
y3_12	1	0.147432	0.031832	4.63	<.0001
x6_y3	1	0.862179	0.042092	20.48	<.0001
x1_t1	1	-10.0359	0.865298	-11.60	<.0001
x1_t2	1	-1.52195	0.930067	-1.64	0.1029
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.095202	0.039543	2.41	0.0167
x1_y1	1	-0.58161	0.051356	-11.33	<.0001
y1_12	1	0.165284	0.039863	4.15	<.0001
x4_y1	1	0.525909	0.048334	10.88	<.0001
x1_t1	1	-9.42162	0.928427	-10.15	<.0001
x1_t2	1	-2.87722	0.970832	-2.96	0.0033
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.432543	0.035509	12.18	<.0001
x2_y2	1	-0.55786	0.040436	-13.80	<.0001
y2_12	1	0.114101	0.032974	3.46	0.0006
x5_y2	1	0.604315	0.038996	15.50	<.0001
x1_t1	1	-10.3839	0.908301	-11.43	<.0001
x1_t2	1	0.679502	0.961079	0.71	0.4801
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.392090	0.035198	11.14	<.0001
x3_y3	1	-0.40811	0.042047	-9.71	<.0001
y3_12	1	0.146994	0.031625	4.65	<.0001
x6_y3	1	0.863319	0.041884	20.61	<.0001
x1_t1	1	-10.0320	0.865291	-11.59	<.0001
x1_t2	1	-1.47137	0.929028	-1.58	0.1144

Lampiran 30 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable Y1 Parameter Estimates y1_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.104375	0.040997	2.55	0.0114
x1_y1	1	-0.56904	0.051498	-11.05	<.0001
y1_12	1	0.177987	0.040546	4.39	<.0001
x4_y1	1	0.524347	0.049103	10.68	<.0001
x1_t1	1	-9.36377	0.930637	-10.06	<.0001
x1_t2	1	-8.44332	0.966061	-8.74	<.0001
x1_t3	1	-3.72683	0.943856	-3.95	<.0001
Model Dependent Variable Y2 Parameter Estimates y2_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.432176	0.035954	12.02	<.0001
x2_y2	1	-0.55717	0.040664	-13.70	<.0001
y2_12	1	0.117554	0.032780	3.59	0.0004
x5_y2	1	0.603164	0.039487	15.27	<.0001
x1_t1	1	-10.3861	0.911463	-11.39	<.0001
x1_t2	1	0.829980	0.969704	0.86	0.3928
x1_t3	1	-1.39574	0.927582	-1.50	0.1335
Model Dependent Variable Y3 Parameter Estimates y3_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.425622	0.036148	11.77	<.0001
x3_y3	1	-0.43210	0.041988	-10.29	<.0001
y3_12	1	0.167779	0.031364	5.35	<.0001
x6_y3	1	0.856677	0.041270	20.76	<.0001
x1_t1	1	-9.98070	0.846420	-11.79	<.0001
x1_t2	1	-5.39422	0.844186	-6.39	<.0001
x1_t3	1	-2.05744	0.840473	-2.45	0.0150
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model Dependent Variable Y1 Parameter Estimates y1_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.102918	0.040548	2.54	0.0117
x1_y1	1	-0.56861	0.051029	-11.14	<.0001
y1_12	1	0.177995	0.040027	4.45	<.0001
x4_y1	1	0.523801	0.048608	10.78	<.0001
x1_t1	1	-9.36732	0.930626	-10.07	<.0001
x1_t2	1	-8.44841	0.965883	-8.75	<.0001
x1_t3	1	-3.73212	0.943786	-3.95	<.0001
Model Dependent Variable Y2 Parameter Estimates y2_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.433369	0.035718	12.13	<.0001
x2_y2	1	-0.55865	0.040480	-13.80	<.0001
y2_12	1	0.107622	0.032511	3.31	0.0011
x5_y2	1	0.611971	0.039276	15.58	<.0001
x1_t1	1	-10.3899	0.911454	-11.40	<.0001
x1_t2	1	0.841369	0.968674	0.87	0.3858
x1_t3	1	-1.36266	0.927267	-1.47	0.1428
Model Dependent Variable Y3 Parameter Estimates y3_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.428503	0.035970	11.91	<.0001
x3_y3	1	-0.43305	0.041835	-10.35	<.0001
y3_12	1	0.166261	0.031198	5.33	<.0001
x6_y3	1	0.859653	0.041102	20.92	<.0001
x1_t1	1	-9.97489	0.846411	-11.78	<.0001
x1_t2	1	-5.39692	0.844175	-6.39	<.0001
x1_t3	1	-2.05666	0.840428	-2.45	0.0150

Lampiran 31 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.168867	0.030375	5.56	<.0001
x1_y1	1	-0.61710	0.033913	-18.20	<.0001
y1_12	1	0.208535	0.033778	6.17	<.0001
x4_y1	1	0.462724	0.031583	14.65	<.0001
x_t	1	-5.20905	0.519069	-10.04	<.0001
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.428076	0.039420	10.86	<.0001
x2_y2	1	-0.47718	0.044230	-10.79	<.0001
y2_12	1	0.160212	0.038152	4.20	<.0001
x5_y2	1	0.606926	0.044928	13.51	<.0001
x_t	1	-5.99143	0.724253	-8.27	<.0001
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.365815	0.040213	9.10	<.0001
x3_y3	1	-0.38791	0.058302	-6.65	<.0001
y3_12	1	0.246048	0.039382	6.25	<.0001
x6_y3	1	0.802519	0.060293	13.31	<.0001
x_t	1	-5.76266	0.877181	-6.57	<.0001
The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.166713	0.030353	5.49	<.0001
x1_y1	1	-0.61508	0.033895	-18.15	<.0001
y1_12	1	0.208332	0.033752	6.17	<.0001
x4_y1	1	0.462838	0.031566	14.66	<.0001
x_t	1	-5.20737	0.519068	-10.03	<.0001
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.432606	0.039212	11.03	<.0001
x2_y2	1	-0.48137	0.044063	-10.92	<.0001
y2_12	1	0.160960	0.037975	4.24	<.0001
x5_y2	1	0.606083	0.044779	13.53	<.0001
x_t	1	-5.98743	0.724233	-8.27	<.0001
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.367212	0.040002	9.18	<.0001
x3_y3	1	-0.39077	0.058041	-6.73	<.0001
y3_12	1	0.249233	0.039184	6.36	<.0001
x6_y3	1	0.797922	0.060032	13.29	<.0001
x_t	1	-5.76545	0.877174	-6.57	<.0001

Lampiran 32 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2 Skenario 2 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.168867	0.030375	5.56	<.0001
x1_y1	1	-0.61710	0.033913	-18.20	<.0001
y1_12	1	0.208535	0.033778	6.17	<.0001
x4_y1	1	0.462724	0.031583	14.65	<.0001
x_t	1	-5.20905	0.519069	-10.04	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.363046	0.035873	10.12	<.0001
x2_y2	1	-0.43862	0.043762	-10.02	<.0001
y2_12	1	0.125767	0.034940	3.60	0.0004
x5_y2	1	0.618264	0.044619	13.86	<.0001
x_t	1	-11.0736	0.738131	-15.00	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.226193	0.035172	6.43	<.0001
x3_y3	1	-0.28704	0.058992	-4.87	<.0001
y3_12	1	0.188140	0.034722	5.42	<.0001
x6_y3	1	0.823878	0.060669	13.58	<.0001
x_t	1	-15.8099	0.925654	-17.08	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.166881	0.030363	5.50	<.0001
x1_y1	1	-0.61494	0.033902	-18.14	<.0001
y1_12	1	0.207426	0.033765	6.14	<.0001
x4_y1	1	0.463977	0.031573	14.70	<.0001
x_t	1	-5.20637	0.519068	-10.03	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.381108	0.035563	10.72	<.0001
x2_y2	1	-0.46063	0.043454	-10.60	<.0001
y2_12	1	0.131296	0.034662	3.79	0.0002
x5_y2	1	0.608532	0.044319	13.73	<.0001
x_t	1	-11.0575	0.738106	-14.98	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.236680	0.034875	6.79	<.0001
x3_y3	1	-0.30417	0.058606	-5.19	<.0001
y3_12	1	0.193436	0.034427	5.62	<.0001
x6_y3	1	0.812438	0.060264	13.48	<.0001
x_t	1	-15.8144	0.925643	-17.08	<.0001

Lampiran 33 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.156773	0.029870	5.25	<.0001
x1_y1	1	-0.64030	0.033902	-18.89	<.0001
y1_12	1	0.149217	0.029078	5.13	<.0001
x4_y1	1	0.489033	0.031111	15.72	<.0001
x1_t1	1	-10.1975	0.528543	-19.29	<.0001
x1_t2	1	-4.25668	0.581946	-7.31	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.391317	0.039036	10.02	<.0001
x2_y2	1	-0.46359	0.045182	-10.26	<.0001
y2_12	1	0.122424	0.033318	3.67	0.0003
x5_y2	1	0.629556	0.044179	14.25	<.0001
x1_t1	1	-11.0806	0.734944	-15.08	<.0001
x1_t2	1	-2.60891	0.846903	-3.08	0.0023
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.357595	0.040677	8.79	<.0001
x3_y3	1	-0.40159	0.059377	-6.76	<.0001
y3_12	1	0.227627	0.036156	6.30	<.0001
x6_y3	1	0.816075	0.059451	13.73	<.0001
x1_t1	1	-10.7999	0.876824	-12.32	<.0001
x1_t2	1	-0.07985	0.969919	-0.08	0.9344
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.156499	0.029856	5.24	<.0001
x1_y1	1	-0.64023	0.033890	-18.89	<.0001
y1_12	1	0.148349	0.029063	5.10	<.0001
x4_y1	1	0.489791	0.031100	15.75	<.0001
x1_t1	1	-10.1971	0.528543	-19.29	<.0001
x1_t2	1	-4.25827	0.581896	-7.32	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.396700	0.038749	10.24	<.0001
x2_y2	1	-0.47037	0.044926	-10.47	<.0001
y2_12	1	0.129177	0.033044	3.91	0.0001
x5_y2	1	0.621883	0.043912	14.16	<.0001
x1_t1	1	-11.0698	0.734918	-15.06	<.0001
x1_t2	1	-2.54366	0.845208	-3.01	0.0029
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.361006	0.040422	8.93	<.0001
x3_y3	1	-0.40895	0.059045	-6.93	<.0001
y3_12	1	0.234148	0.035872	6.53	<.0001
x6_y3	1	0.805693	0.059039	13.65	<.0001
x1_t1	1	-10.8059	0.876814	-12.32	<.0001
x1_t2	1	-0.04228	0.968701	-0.04	0.9652

Lampiran 34 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable Y1 Parameter Estimates y1_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.154224	0.030864	5.00	<.0001
x1_y1	1	-0.63977	0.033748	-18.96	<.0001
y1_12	1	0.143417	0.028502	5.03	<.0001
x4_y1	1	0.493726	0.030996	15.93	<.0001
x1_t1	1	-10.1951	0.529944	-19.24	<.0001
x1_t2	1	-4.27341	0.586653	-7.28	<.0001
x1_t3	1	-2.98553	0.555284	-5.38	<.0001
Model Dependent Variable Y2 Parameter Estimates y2_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.424322	0.041143	10.31	<.0001
x2_y2	1	-0.47543	0.045050	-10.55	<.0001
y2_12	1	0.127045	0.032768	3.88	0.0001
x5_y2	1	0.630471	0.043576	14.47	<.0001
x1_t1	1	-11.0207	0.728471	-15.13	<.0001
x1_t2	1	-2.26928	0.851742	-2.66	0.0082
x1_t3	1	-1.01867	0.787226	-1.29	0.1967
Model Dependent Variable Y3 Parameter Estimates y3_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.375985	0.040686	9.24	<.0001
x3_y3	1	-0.39393	0.058211	-6.77	<.0001
y3_12	1	0.237172	0.035636	6.66	<.0001
x6_y3	1	0.816502	0.058408	13.98	<.0001
x1_t1	1	-10.7508	0.858324	-12.53	<.0001
x1_t2	1	0.085948	0.952397	0.09	0.9282
x1_t3	1	0.267631	0.870220	0.31	0.7587
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model Dependent Variable Y1 Parameter Estimates y1_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.153886	0.030847	4.99	<.0001
x1_y1	1	-0.63958	0.033735	-18.96	<.0001
y1_12	1	0.142803	0.028484	5.01	<.0001
x4_y1	1	0.494260	0.030983	15.95	<.0001
x1_t1	1	-10.1947	0.529944	-19.24	<.0001
x1_t2	1	-4.27574	0.586593	-7.29	<.0001
x1_t3	1	-2.98656	0.555259	-5.38	<.0001
Model Dependent Variable Y2 Parameter Estimates y2_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.424317	0.040927	10.37	<.0001
x2_y2	1	-0.47671	0.044869	-10.62	<.0001
y2_12	1	0.131721	0.032564	4.04	<.0001
x5_y2	1	0.625106	0.043378	14.41	<.0001
x1_t1	1	-11.0153	0.728448	-15.12	<.0001
x1_t2	1	-2.26554	0.850422	-2.66	0.0082
x1_t3	1	-1.01285	0.786586	-1.29	0.1989
Model Dependent Variable Y3 Parameter Estimates y3_t					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.375810	0.040514	9.28	<.0001
x3_y3	1	-0.39647	0.057990	-6.84	<.0001
y3_12	1	0.242916	0.035429	6.86	<.0001
x6_y3	1	0.807742	0.058109	13.90	<.0001
x1_t1	1	-10.7563	0.858317	-12.53	<.0001
x1_t2	1	0.085294	0.951564	0.09	0.9286
x1_t3	1	0.264498	0.870174	0.30	0.7614

Lampiran 35 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.145006	0.040887	3.55	0.0005
x1_y1	1	-0.56817	0.048208	-11.79	<.0001
y1_12	1	0.303174	0.043496	6.97	<.0001
x4_y1	1	0.449919	0.044882	10.02	<.0001
x_t	1	-4.14614	0.772054	-5.37	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.442841	0.050378	8.79	<.0001
x2_y2	1	-0.52172	0.046962	-11.11	<.0001
y2_12	1	0.046358	0.048804	0.95	0.3430
x5_y2	1	0.647615	0.048273	13.42	<.0001
x_t	1	-4.88353	0.800226	-6.10	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.316268	0.072805	4.34	<.0001
x3_y3	1	-0.28761	0.076139	-3.78	0.0002
y3_12	1	0.048653	0.078658	0.62	0.5367
x6_y3	1	1.027108	0.101430	10.13	<.0001
x_t	1	-4.09343	0.773660	-5.29	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.180583	0.029834	6.05	<.0001
x1_y1	1	-0.61398	0.037326	-16.45	<.0001
y1_12	1	0.266443	0.031607	8.43	<.0001
x4_y1	1	0.484137	0.035416	13.67	<.0001
x_t	1	-4.13316	0.771238	-5.36	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.415267	0.027402	15.15	<.0001
x2_y2	1	-0.50469	0.030923	-16.32	<.0001
y2_12	1	0.133639	0.026841	4.98	<.0001
x5_y2	1	0.569723	0.031846	17.89	<.0001
x_t	1	-4.86063	0.799425	-6.08	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.388422	0.029440	13.19	<.0001
x3_y3	1	-0.39754	0.035624	-11.16	<.0001
y3_12	1	0.166520	0.030922	5.39	<.0001
x6_y3	1	0.879091	0.043017	20.44	<.0001
x_t	1	-4.07963	0.773629	-5.27	<.0001

Lampiran 36 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3 Skenario 2 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Dependent Variable			
		Y1			
		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.145006	0.040887	3.55	0.0005
x1_y1	1	-0.56817	0.048208	-11.79	<.0001
y1_12	1	0.303174	0.043496	6.97	<.0001
x4_y1	1	0.449919	0.044882	10.02	<.0001
x_t	1	-4.14614	0.772054	-5.37	<.0001
Model		Dependent Variable			
		Y2			
		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.347164	0.044853	7.74	<.0001
x2_y2	1	-0.44577	0.043819	-10.17	<.0001
y2_12	1	0.022323	0.043549	0.51	0.6086
x5_y2	1	0.663683	0.046203	14.36	<.0001
x_t	1	-9.98061	0.819786	-12.17	<.0001
Model		Dependent Variable			
		Y3			
		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.121990	0.043669	2.79	0.0056
x3_y3	1	-0.08462	0.053397	-1.58	0.1141
y3_12	1	0.013402	0.045508	0.29	0.7686
x6_y3	1	1.057276	0.066242	15.96	<.0001
x_t	1	-14.1576	0.792307	-17.87	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Dependent Variable			
		Y1			
		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.222768	0.030754	7.24	<.0001
x1_y1	1	-0.67302	0.037081	-18.15	<.0001
y1_12	1	0.289038	0.032981	8.76	<.0001
x4_y1	1	0.446025	0.035335	12.62	<.0001
x_t	1	-4.26272	0.770906	-5.53	<.0001
Model		Dependent Variable			
		Y2			
		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.420833	0.029180	14.42	<.0001
x2_y2	1	-0.53534	0.031769	-16.85	<.0001
y2_12	1	0.128278	0.028421	4.51	<.0001
x5_y2	1	0.551035	0.033292	16.55	<.0001
x_t	1	-9.94823	0.819496	-12.14	<.0001
Model		Dependent Variable			
		Y3			
		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.269432	0.022144	12.17	<.0001
x3_y3	1	-0.28879	0.034109	-8.47	<.0001
y3_12	1	0.098985	0.022662	4.37	<.0001
x6_y3	1	0.931144	0.039268	23.71	<.0001
x_t	1	-14.2152	0.792019	-17.95	<.0001

Lampiran 37 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.136470	0.040689	3.35	0.0009
x1_y1	1	-0.59092	0.049063	-12.04	<.0001
y1_12	1	0.239910	0.040030	5.99	<.0001
x4_y1	1	0.491668	0.042907	11.46	<.0001
x1_t1	1	-9.15823	0.775786	-11.81	<.0001
x1_t2	1	-1.97247	0.825802	-2.39	0.0176
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.398015	0.050068	7.95	<.0001
x2_y2	1	-0.49967	0.048851	-10.23	<.0001
y2_12	1	0.022694	0.040921	0.55	0.5796
x5_y2	1	0.654539	0.044159	14.82	<.0001
x1_t1	1	-9.98621	0.815714	-12.24	<.0001
x1_t2	1	-1.68433	0.971097	-1.73	0.0839
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.300788	0.074096	4.06	<.0001
x3_y3	1	-0.28216	0.082596	-3.42	0.0007
y3_12	1	0.025814	0.054482	0.47	0.6360
x6_y3	1	1.041882	0.073736	14.13	<.0001
x1_t1	1	-9.15588	0.780960	-11.72	<.0001
x1_t2	1	-1.91963	1.097448	-1.75	0.0813
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.165433	0.029903	5.53	<.0001
x1_y1	1	-0.62521	0.038041	-16.44	<.0001
y1_12	1	0.227364	0.027582	8.24	<.0001
x4_y1	1	0.503055	0.032909	15.29	<.0001
x1_t1	1	-9.16786	0.774872	-11.83	<.0001
x1_t2	1	-1.71972	0.793775	-2.17	0.0311
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.396532	0.027153	14.60	<.0001
x2_y2	1	-0.50814	0.031685	-16.04	<.0001
y2_12	1	0.105707	0.023943	4.41	<.0001
x5_y2	1	0.575792	0.030917	18.62	<.0001
x1_t1	1	-9.95788	0.815318	-12.21	<.0001
x1_t2	1	-1.58995	0.846838	-1.88	0.0615
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.385733	0.030739	12.55	<.0001
x3_y3	1	-0.42178	0.038093	-11.07	<.0001
y3_12	1	0.165132	0.025256	6.54	<.0001
x6_y3	1	0.856868	0.037419	22.90	<.0001
x1_t1	1	-9.16941	0.780950	-11.74	<.0001
x1_t2	1	-0.81905	0.825915	-0.99	0.3222

Lampiran 38 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable y1					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.145158	0.040970	3.54	0.0005
x1_y1	1	-0.59769	0.049153	-12.16	<.0001
y1_12	1	0.235162	0.039586	5.94	<.0001
x4_y1	1	0.498860	0.042844	11.64	<.0001
x1_t1	1	-9.14347	0.773540	-11.82	<.0001
x1_t2	1	-1.90376	0.824739	-2.31	0.0217
x1_t3	1	-1.71741	0.775547	-2.21	0.0276
Model Dependent Variable y2					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.460404	0.053128	8.67	<.0001
x2_y2	1	-0.54539	0.050233	-10.86	<.0001
y2_12	1	0.037930	0.039801	0.95	0.3414
x5_y2	1	0.647897	0.043222	14.99	<.0001
x1_t1	1	-9.91056	0.803369	-12.34	<.0001
x1_t2	1	-1.00805	0.979704	-1.03	0.3044
x1_t3	1	0.311029	0.871626	0.36	0.7215
Model Dependent Variable y3					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.369586	0.077787	4.75	<.0001
x3_y3	1	-0.34763	0.085409	-4.07	<.0001
y3_12	1	0.024331	0.052880	0.46	0.6458
x6_y3	1	1.051054	0.072181	14.56	<.0001
x1_t1	1	-9.12605	0.772451	-11.81	<.0001
x1_t2	1	-1.21051	1.118280	-1.08	0.2800
x1_t3	1	-0.36319	0.839568	-0.43	0.6656
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model Dependent Variable y1_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.183568	0.032139	5.71	<.0001
x1_y1	1	-0.64123	0.040006	-16.03	<.0001
y1_12	1	0.226781	0.027159	8.35	<.0001
x4_y1	1	0.506329	0.032750	15.46	<.0001
x1_t1	1	-9.16328	0.772675	-11.86	<.0001
x1_t2	1	-1.58187	0.797193	-1.98	0.0482
x1_t3	1	-1.57781	0.769803	-2.05	0.0413
Model Dependent Variable y2_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.420639	0.029448	14.28	<.0001
x2_y2	1	-0.52020	0.032670	-15.92	<.0001
y2_12	1	0.110092	0.023360	4.71	<.0001
x5_y2	1	0.579267	0.030378	19.07	<.0001
x1_t1	1	-9.91040	0.802812	-12.34	<.0001
x1_t2	1	-1.35304	0.844556	-1.60	0.1103
x1_t3	1	0.120384	0.814862	0.15	0.8827
Model Dependent Variable y3_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.379454	0.032628	11.63	<.0001
x3_y3	1	-0.40722	0.039376	-10.34	<.0001
y3_12	1	0.168407	0.024743	6.81	<.0001
x6_y3	1	0.859813	0.036936	23.28	<.0001
x1_t1	1	-9.14002	0.772436	-11.83	<.0001
x1_t2	1	-0.91346	0.825903	-1.11	0.2697
x1_t3	1	-0.32143	0.775695	-0.41	0.6789

Lampiran 39 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.137078	0.060216	2.28	0.0236
x1_y1	1	-0.60121	0.077437	-7.76	<.0001
y1_12	1	0.172483	0.064557	2.67	0.0080
x4_y1	1	0.520281	0.065771	7.91	<.0001
x_t	1	-4.42683	0.943146	-4.69	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.297345	0.071508	4.16	<.0001
x2_y2	1	-0.39671	0.063013	-6.30	<.0001
y2_12	1	0.162893	0.071999	2.26	0.0244
x5_y2	1	0.581797	0.065595	8.87	<.0001
x_t	1	-4.83940	0.682597	-7.09	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.382781	0.037167	10.30	<.0001
x3_y3	1	-0.40336	0.036299	-11.11	<.0001
y3_12	1	0.280175	0.034444	8.13	<.0001
x6_y3	1	0.770573	0.041744	18.46	<.0001
x_t	1	-5.08945	0.556326	-9.15	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.132671	0.037960	3.49	0.0006
x1_y1	1	-0.60065	0.050653	-11.86	<.0001
y1_12	1	0.148771	0.040493	3.67	0.0003
x4_y1	1	0.544050	0.044034	12.36	<.0001
x_t	1	-4.45484	0.941419	-4.73	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.365408	0.038511	9.49	<.0001
x2_y2	1	-0.45429	0.036110	-12.58	<.0001
y2_12	1	0.157757	0.038911	4.05	<.0001
x5_y2	1	0.585898	0.037551	15.60	<.0001
x_t	1	-4.82584	0.682386	-7.07	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.405635	0.028642	14.16	<.0001
x3_y3	1	-0.42200	0.028927	-14.59	<.0001
y3_12	1	0.265168	0.026547	9.99	<.0001
x6_y3	1	0.790502	0.032914	24.02	<.0001
x_t	1	-5.07140	0.555199	-9.13	<.0001

Lampiran 40 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3 Skenario 2 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.137078	0.060216	2.28	0.0236
x1_y1	1	-0.60121	0.077437	-7.76	<.0001
y1_12	1	0.172483	0.064557	2.67	0.0080
x4_y1	1	0.520281	0.065771	7.91	<.0001
x_t	1	-4.42683	0.943146	-4.69	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.191196	0.052871	3.62	0.0004
x2_y2	1	-0.30784	0.048604	-6.33	<.0001
y2_12	1	0.125933	0.053188	2.37	0.0186
x5_y2	1	0.611983	0.050725	12.06	<.0001
x_t	1	-9.87216	0.685808	-14.39	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.221093	0.029393	7.52	<.0001
x3_y3	1	-0.25737	0.031762	-8.10	<.0001
y3_12	1	0.188031	0.028333	6.64	<.0001
x6_y3	1	0.835158	0.036639	22.79	<.0001
x_t	1	-14.9326	0.610959	-24.44	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.148584	0.039004	3.81	0.0002
x1_y1	1	-0.64079	0.051515	-12.44	<.0001
y1_12	1	0.145280	0.041719	3.48	0.0006
x4_y1	1	0.527666	0.044768	11.79	<.0001
x_t	1	-4.47743	0.941450	-4.76	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.281364	0.030899	9.11	<.0001
x2_y2	1	-0.40265	0.031415	-12.82	<.0001
y2_12	1	0.143402	0.031094	4.61	<.0001
x5_y2	1	0.580246	0.032596	17.80	<.0001
x_t	1	-9.87171	0.685702	-14.40	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.265237	0.024385	10.88	<.0001
x3_y3	1	-0.30572	0.027573	-11.09	<.0001
y3_12	1	0.180899	0.023431	7.72	<.0001
x6_y3	1	0.840544	0.031264	26.89	<.0001
x_t	1	-14.9464	0.610306	-24.49	<.0001

Lampiran 41 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Dependent Variable		Y1	
				y1_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.103788	0.058628	1.77	0.0778
x1_y1	1	-0.57413	0.075891	-7.57	<.0001
y1_12	1	0.146034	0.053445	2.73	0.0067
x4_y1	1	0.543393	0.058427	9.30	<.0001
x1_t1	1	-9.47458	0.946284	-10.01	<.0001
x1_t2	1	-5.03302	1.078368	-4.67	<.0001
Model		Dependent Variable		Y2	
				y2_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.201713	0.072234	2.79	0.0056
x2_y2	1	-0.32015	0.065481	-4.89	<.0001
y2_12	1	0.093603	0.049743	1.88	0.0609
x5_y2	1	0.638886	0.048882	13.07	<.0001
x1_t1	1	-9.89433	0.692746	-14.28	<.0001
x1_t2	1	-3.96428	1.012835	-3.91	0.0001
Model		Dependent Variable		Y3	
				y3_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.383974	0.038932	9.86	<.0001
x3_y3	1	-0.40864	0.038856	-10.52	<.0001
y3_12	1	0.210675	0.030106	7.00	<.0001
x6_y3	1	0.842128	0.038651	21.79	<.0001
x1_t1	1	-10.0318	0.572415	-17.53	<.0001
x1_t2	1	-1.82735	0.700236	-2.61	0.0095
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Dependent Variable		Y1	
				y1_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.131593	0.037426	3.52	0.0005
x1_y1	1	-0.60617	0.050367	-12.04	<.0001
y1_12	1	0.161315	0.035574	4.53	<.0001
x4_y1	1	0.523501	0.041353	12.66	<.0001
x1_t1	1	-9.45093	0.945126	-10.00	<.0001
x1_t2	1	-4.79873	0.997043	-4.81	<.0001
Model		Dependent Variable		Y2	
				y2_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.331239	0.039400	8.41	<.0001
x2_y2	1	-0.43978	0.037797	-11.64	<.0001
y2_12	1	0.156853	0.029077	5.39	<.0001
x5_y2	1	0.579507	0.030933	18.73	<.0001
x1_t1	1	-9.87540	0.692697	-14.26	<.0001
x1_t2	1	-2.61458	0.797273	-3.28	0.0012
Model		Dependent Variable		Y3	
				y3_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.420608	0.029802	14.11	<.0001
x3_y3	1	-0.44542	0.030731	-14.49	<.0001
y3_12	1	0.217022	0.023477	9.24	<.0001
x6_y3	1	0.839278	0.030839	27.21	<.0001
x1_t1	1	-10.0584	0.571546	-17.60	<.0001
x1_t2	1	-1.42584	0.647526	-2.20	0.0285

Lampiran 42 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable		Parameter Estimates			
		Y1 y1_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.152864	0.061699	2.48	0.0138
x1_y1	1	-0.62590	0.077391	-8.09	<.0001
y1_12	1	0.135267	0.052956	2.55	0.0112
x4_y1	1	0.551054	0.057762	9.54	<.0001
x1_t1	1	-9.44210	0.942618	-10.02	<.0001
x1_t2	1	-4.60690	1.085905	-4.24	<.0001
x1_t3	1	-1.34867	1.000407	-1.35	0.1787
Model Dependent Variable		Parameter Estimates			
		Y2 y2_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.321878	0.080574	3.99	<.0001
x2_y2	1	-0.41098	0.069977	-5.87	<.0001
y2_12	1	0.083038	0.048332	1.72	0.0869
x5_y2	1	0.652090	0.047476	13.74	<.0001
x1_t1	1	-9.83628	0.684907	-14.36	<.0001
x1_t2	1	-2.77746	1.065110	-2.61	0.0096
x1_t3	1	-0.75218	0.804967	-0.93	0.3509
Model Dependent Variable		Parameter Estimates			
		Y3 y3_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.407391	0.039445	10.33	<.0001
x3_y3	1	-0.41891	0.038221	-10.96	<.0001
y3_12	1	0.208212	0.029248	7.12	<.0001
x6_y3	1	0.852519	0.037705	22.61	<.0001
x1_t1	1	-9.99613	0.565238	-17.68	<.0001
x1_t2	1	-1.61611	0.695105	-2.32	0.0208
x1_t3	1	-1.33076	0.593400	-2.24	0.0257
The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model Dependent Variable		Parameter Estimates			
		Y1 y1_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.127099	0.039341	3.23	0.0014
x1_y1	1	-0.59056	0.051365	-11.50	<.0001
y1_12	1	0.163440	0.035118	4.65	<.0001
x4_y1	1	0.525689	0.040788	12.89	<.0001
x1_t1	1	-9.41997	0.941509	-10.01	<.0001
x1_t2	1	-4.86506	0.998245	-4.87	<.0001
x1_t3	1	-1.50885	0.967955	-1.56	0.1202
Model Dependent Variable		Parameter Estimates			
		Y2 y2_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.373853	0.043873	8.52	<.0001
x2_y2	1	-0.46175	0.040130	-11.51	<.0001
y2_12	1	0.149373	0.028132	5.31	<.0001
x5_y2	1	0.590444	0.030030	19.66	<.0001
x1_t1	1	-9.81780	0.684760	-14.34	<.0001
x1_t2	1	-2.22955	0.812187	-2.75	0.0064
x1_t3	1	-0.50615	0.724313	-0.70	0.4853
Model Dependent Variable		Parameter Estimates			
		Y3 y3_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.422364	0.030490	13.85	<.0001
x3_y3	1	-0.43534	0.030538	-14.26	<.0001
y3_12	1	0.218671	0.022971	9.52	<.0001
x6_y3	1	0.842065	0.030283	27.81	<.0001
x1_t1	1	-10.0185	0.564421	-17.75	<.0001
x1_t2	1	-1.44433	0.643277	-2.25	0.0255
x1_t3	1	-1.25233	0.582517	-2.15	0.0324

Lampiran 43 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.224089	0.037484	5.98	<.0001
x1_y1	1	-0.61810	0.047320	-13.06	<.0001
y1_12	1	0.241375	0.040675	5.93	<.0001
x4_y1	1	0.521068	0.043811	11.89	<.0001
x_t	1	-4.57566	0.899459	-5.09	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.459959	0.040831	11.27	<.0001
x2_y2	1	-0.51062	0.045698	-11.17	<.0001
y2_12	1	0.135548	0.039546	3.43	0.0007
x5_y2	1	0.566680	0.045534	12.45	<.0001
x_t	1	-6.95444	0.981018	-7.09	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.379108	0.046024	8.24	<.0001
x3_y3	1	-0.34447	0.055580	-6.20	<.0001
y3_12	1	0.324442	0.046046	7.05	<.0001
x6_y3	1	0.685656	0.060704	11.30	<.0001
x_t	1	-6.49156	0.942564	-6.89	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.222369	0.036791	6.04	<.0001
x1_y1	1	-0.61597	0.046609	-13.22	<.0001
y1_12	1	0.242316	0.039871	6.08	<.0001
x4_y1	1	0.520274	0.043206	12.04	<.0001
x_t	1	-4.57557	0.899456	-5.09	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.462620	0.037559	12.32	<.0001
x2_y2	1	-0.51370	0.043221	-11.89	<.0001
y2_12	1	0.143953	0.036615	3.93	0.0001
x5_y2	1	0.558583	0.043230	12.92	<.0001
x_t	1	-6.95058	0.980738	-7.09	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.408940	0.041554	9.84	<.0001
x3_y3	1	-0.36358	0.051093	-7.12	<.0001
y3_12	1	0.278004	0.041515	6.70	<.0001
x6_y3	1	0.742960	0.055555	13.37	<.0001
x_t	1	-6.53669	0.942121	-6.94	<.0001

Lampiran 44 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5 Skenario 2 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.224089	0.037484	5.98	<.0001
x1_y1	1	-0.61810	0.047320	-13.06	<.0001
y1_12	1	0.241375	0.040675	5.93	<.0001
x4_y1	1	0.521068	0.043811	11.89	<.0001
x_t	1	-4.57566	0.899459	-5.09	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.402169	0.038342	10.49	<.0001
x2_y2	1	-0.47940	0.045745	-10.48	<.0001
y2_12	1	0.119602	0.037325	3.20	0.0015
x5_y2	1	0.564844	0.045581	12.39	<.0001
x_t	1	-12.0712	1.000311	-12.07	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.272137	0.039086	6.96	<.0001
x3_y3	1	-0.26107	0.054026	-4.83	<.0001
y3_12	1	0.225976	0.039354	5.74	<.0001
x6_y3	1	0.748445	0.057733	12.96	<.0001
x_t	1	-16.4494	0.985119	-16.70	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.226830	0.036559	6.20	<.0001
x1_y1	1	-0.62391	0.046304	-13.47	<.0001
y1_12	1	0.250815	0.039622	6.33	<.0001
x4_y1	1	0.506978	0.042918	11.81	<.0001
x_t	1	-4.58854	0.899448	-5.10	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.435794	0.035106	12.41	<.0001
x2_y2	1	-0.52076	0.042839	-12.16	<.0001
y2_12	1	0.144440	0.034260	4.22	<.0001
x5_y2	1	0.530450	0.042747	12.41	<.0001
x_t	1	-12.0325	1.000113	-12.03	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.331113	0.034670	9.55	<.0001
x3_y3	1	-0.31662	0.049515	-6.39	<.0001
y3_12	1	0.198031	0.034804	5.69	<.0001
x6_y3	1	0.783398	0.052521	14.92	<.0001
x_t	1	-16.5373	0.984668	-16.79	<.0001

Lampiran 45 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.219783	0.038096	5.77	<.0001
x1_y1	1	-0.63671	0.047897	-13.29	<.0001
y1_12	1	0.205811	0.038969	5.28	<.0001
x4_y1	1	0.540880	0.044588	12.13	<.0001
x1_t1	1	0.04495	0.910835	-10.54	<.0001
x1_t2	1	-2.46061	0.951232	-2.59	0.0102
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.457397	0.041048	11.14	<.0001
x2_y2	1	-0.51605	0.046021	-11.21	<.0001
y2_12	1	0.125312	0.035531	3.53	0.0005
x5_y2	1	0.578722	0.044743	12.93	<.0001
x1_t1	1	-11.9891	0.981012	-12.22	<.0001
x1_t2	1	-0.89188	1.102344	-0.81	0.4192
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.345774	0.046650	7.41	<.0001
x3_y3	1	-0.32077	0.056715	-5.66	<.0001
y3_12	1	0.266254	0.041515	6.41	<.0001
x6_y3	1	0.734900	0.059398	12.37	<.0001
x1_t1	1	-11.5093	0.965464	-11.92	<.0001
x1_t2	1	-2.77209	1.081524	-2.56	0.0109
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.223854	0.037203	6.02	<.0001
x1_y1	1	-0.63953	0.046995	-13.61	<.0001
y1_12	1	0.213636	0.037886	5.64	<.0001
x4_y1	1	0.533202	0.043693	12.20	<.0001
x1_t1	1	-9.60021	0.910829	-10.54	<.0001
x1_t2	1	-2.42896	0.949653	-2.56	0.0111
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.473917	0.037513	12.63	<.0001
x2_y2	1	-0.53364	0.043270	-12.33	<.0001
y2_12	1	0.141791	0.032389	4.38	<.0001
x5_y2	1	0.560952	0.041997	13.36	<.0001
x1_t1	1	-11.9665	0.980737	-12.20	<.0001
x1_t2	1	-0.69335	1.082242	-0.64	0.5223
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.374379	0.041602	9.00	<.0001
x3_y3	1	-0.34539	0.051625	-6.69	<.0001
y3_12	1	0.249143	0.036637	6.80	<.0001
x6_y3	1	0.758857	0.053347	14.23	<.0001
x1_t1	1	-11.5521	0.964916	-11.97	<.0001
x1_t2	1	-2.46695	1.058141	-2.33	0.0204

Lampiran 46 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable y1_t Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.179502	0.053409	3.36	0.0009
x1_y1	1	-0.70810	0.067517	-10.49	<.0001
y1_12	1	0.092139	0.059456	1.55	0.1223
x4_y1	1	0.566412	0.061470	9.21	<.0001
x_t	1	-4.00105	0.814293	-4.91	<.0001
Model Dependent Variable y2_t Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.453979	0.035749	12.70	<.0001
x2_y2	1	-0.53116	0.037622	-14.12	<.0001
y2_12	1	0.110367	0.035226	3.13	0.0019
x5_y2	1	0.597861	0.039045	15.31	<.0001
x_t	1	-5.14401	0.843593	-6.10	<.0001
Model Dependent Variable y3_t Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.351147	0.043694	8.04	<.0001
x3_y3	1	-0.34473	0.053460	-6.45	<.0001
y3_12	1	0.203286	0.042422	4.79	<.0001
x6_y3	1	0.831880	0.056663	14.68	<.0001
x_t	1	-3.77384	0.964072	-3.91	0.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model Dependent Variable y1_t Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.188328	0.039248	4.80	<.0001
x1_y1	1	-0.71219	0.051476	-13.84	<.0001
y1_12	1	0.116009	0.043300	2.68	0.0078
x4_y1	1	0.542370	0.047217	11.49	<.0001
x_t	1	-3.98973	0.812242	-4.91	<.0001
Model Dependent Variable y2_t Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.435028	0.033509	12.98	<.0001
x2_y2	1	-0.51532	0.036186	-14.24	<.0001
y2_12	1	0.102592	0.033002	3.11	0.0021
x5_y2	1	0.604272	0.037494	16.12	<.0001
x_t	1	-5.17187	0.843250	-6.13	<.0001
Model Dependent Variable y3_t Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.362119	0.034962	10.36	<.0001
x3_y3	1	-0.36292	0.045340	-8.00	<.0001
y3_12	1	0.226858	0.034124	6.65	<.0001
x6_y3	1	0.803959	0.047719	16.85	<.0001
x_t	1	-3.78675	0.963739	-3.93	0.0001

Lampiran 47 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6 Skenario 1 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.179502	0.053409	3.36	0.0009
x1_y1	1	-0.70810	0.067517	-10.49	<.0001
y1_12	1	0.092139	0.059456	1.55	0.1223
x4_y1	1	0.566412	0.061470	9.21	<.0001
x_t	1	-4.00105	0.814293	-4.91	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.453979	0.035749	12.70	<.0001
x2_y2	1	-0.53116	0.037622	-14.12	<.0001
y2_12	1	0.110367	0.035226	3.13	0.0019
x5_y2	1	0.597861	0.039045	15.31	<.0001
x_t	1	-5.14401	0.843593	-6.10	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.351147	0.043694	8.04	<.0001
x3_y3	1	-0.34473	0.053460	-6.45	<.0001
y3_12	1	0.203286	0.042422	4.79	<.0001
x6_y3	1	0.831880	0.056663	14.68	<.0001
x_t	1	-3.77384	0.964072	-3.91	0.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.188328	0.039248	4.80	<.0001
x1_y1	1	-0.71219	0.051476	-13.84	<.0001
y1_12	1	0.116009	0.043300	2.68	0.0078
x4_y1	1	0.542370	0.047217	11.49	<.0001
x_t	1	-3.98973	0.812242	-4.91	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.435028	0.033509	12.98	<.0001
x2_y2	1	-0.51532	0.036186	-14.24	<.0001
y2_12	1	0.102592	0.033002	3.11	0.0021
x5_y2	1	0.604272	0.037494	16.12	<.0001
x_t	1	-5.17187	0.843250	-6.13	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.362119	0.034962	10.36	<.0001
x3_y3	1	-0.36292	0.045340	-8.00	<.0001
y3_12	1	0.226858	0.034124	6.65	<.0001
x6_y3	1	0.803959	0.047719	16.85	<.0001
x_t	1	-3.78675	0.963739	-3.93	0.0001

Lampiran 48 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6 Skenario 2 ($b = s = r = 0$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable Y1 y1_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.179502	0.053409	3.36	0.0009
x1_y1	1	-0.70810	0.067517	-10.49	<.0001
y1_12	1	0.092139	0.059456	1.55	0.1223
x4_y1	1	0.566412	0.061470	9.21	<.0001
x_t	1	-4.00105	0.814293	-4.91	<.0001
Model Dependent Variable Y2 y2_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.395585	0.033798	11.70	<.0001
x2_y2	1	-0.50126	0.037985	-13.20	<.0001
y2_12	1	0.073112	0.033333	2.19	0.0291
x5_y2	1	0.609553	0.039487	15.44	<.0001
x_t	1	-10.2829	0.867050	-11.86	<.0001
Model Dependent Variable Y3 y3_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.239316	0.038775	6.17	<.0001
x3_y3	1	-0.26534	0.053260	-4.98	<.0001
y3_12	1	0.134424	0.038144	3.52	0.0005
x6_y3	1	0.857682	0.056216	15.26	<.0001
x_t	1	-13.8648	1.013371	-13.68	<.0001
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model Dependent Variable Y1 y1_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.215743	0.040433	5.34	<.0001
x1_y1	1	-0.77395	0.052312	-14.79	<.0001
y1_12	1	0.127820	0.044856	2.85	0.0047
x4_y1	1	0.499136	0.047704	10.46	<.0001
x_t	1	-4.13500	0.812186	-5.09	<.0001
Model Dependent Variable Y2 y2_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.352861	0.031316	11.27	<.0001
x2_y2	1	-0.46755	0.036551	-12.79	<.0001
y2_12	1	0.056345	0.030859	1.83	0.0689
x5_y2	1	0.622964	0.037897	16.44	<.0001
x_t	1	-10.3529	0.866631	-11.95	<.0001
Model Dependent Variable Y3 y3_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.228893	0.031215	7.33	<.0001
x3_y3	1	-0.28189	0.046703	-6.04	<.0001
y3_12	1	0.157875	0.030866	5.11	<.0001
x6_y3	1	0.815996	0.048852	16.70	<.0001
x_t	1	-13.9342	1.012946	-13.76	<.0001

Lampiran 49 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6 Skenario 3 ($b = s = 1$)

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Dependent Variable		Y1	
		Parameter Estimates		y1_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.141473	0.053182	2.66	0.0083
x1_y1	1	-0.69268	0.067694	-10.23	<.0001
y1_12	1	0.033019	0.051624	0.64	0.5229
x4_y1	1	0.616276	0.057848	10.65	<.0001
x1_t1	1	-9.06071	0.822616	-11.01	<.0001
x1_t2	1	-3.39705	0.899205	-3.78	0.0002
Model		Dependent Variable		Y2	
		Parameter Estimates		y2_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.435692	0.035933	12.13	<.0001
x2_y2	1	-0.53345	0.038679	-13.79	<.0001
y2_12	1	0.073211	0.031937	2.29	0.0226
x5_y2	1	0.612533	0.038596	15.87	<.0001
x1_t1	1	-10.2066	0.853843	-11.95	<.0001
x1_t2	1	-1.49568	0.950444	-1.57	0.1167
Model		Dependent Variable		Y3	
		Parameter Estimates		y3_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.339777	0.044232	7.68	<.0001
x3_y3	1	-0.34641	0.055076	-6.29	<.0001
y3_12	1	0.166504	0.039693	4.19	<.0001
x6_y3	1	0.854698	0.055908	15.29	<.0001
x1_t1	1	-8.84302	0.977913	-9.04	<.0001
x1_t2	1	-1.28143	1.055246	-1.21	0.2256
The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Dependent Variable		Y1	
		Parameter Estimates		y1_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.164821	0.038885	4.24	<.0001
x1_y1	1	-0.69997	0.051494	-13.59	<.0001
y1_12	1	0.121728	0.037159	3.28	0.0012
x4_y1	1	0.521899	0.044094	11.84	<.0001
x1_t1	1	-9.01835	0.820758	-10.99	<.0001
x1_t2	1	-3.37503	0.859212	-3.93	0.0001
Model		Dependent Variable		Y2	
		Parameter Estimates		y2_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.429761	0.033609	12.79	<.0001
x2_y2	1	-0.52761	0.037060	-14.24	<.0001
y2_12	1	0.066636	0.029135	2.29	0.0229
x5_y2	1	0.618813	0.036428	16.99	<.0001
x1_t1	1	-10.2091	0.853466	-11.96	<.0001
x1_t2	1	-1.58141	0.935922	-1.69	0.0922
Model		Dependent Variable		Y3	
		Parameter Estimates		y3_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.363172	0.035166	10.33	<.0001
x3_y3	1	-0.38167	0.046216	-8.26	<.0001
y3_12	1	0.196614	0.031919	6.16	<.0001
x6_y3	1	0.816793	0.046986	17.38	<.0001
x1_t1	1	-8.87520	0.977462	-9.08	<.0001
x1_t2	1	-1.04753	1.021625	-1.03	0.3061

Lampiran 50 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$)

The SYSLIN Procedure Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Dependent Variable		Y1	
		Parameter Estimates		y1_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.190497	0.054942	3.47	0.0006
x1_y1	1	-0.73064	0.068197	-10.71	< .0001
y1_12	1	0.029154	0.051270	0.57	0.5701
x4_y1	1	0.628450	0.057686	10.89	< .0001
x1_t1	1	-9.04642	0.810377	-11.16	< .0001
x1_t2	1	-3.01960	0.895204	-3.37	0.0008
x1_t3	1	-0.51385	0.830295	-0.62	0.5365
Model		Dependent Variable		Y2	
		Parameter Estimates		y2_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.454790	0.037371	12.17	< .0001
x2_y2	1	-0.53478	0.038464	-13.90	< .0001
y2_12	1	0.083454	0.031638	2.64	0.0088
x5_y2	1	0.616383	0.038355	16.07	< .0001
x1_t1	1	-10.1314	0.850658	-11.91	< .0001
x1_t2	1	-1.26383	0.955007	-1.32	0.1868
x1_t3	1	-0.94504	0.892783	-1.06	0.2907
Model		Dependent Variable		Y3	
		Parameter Estimates		y3_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.364830	0.044304	8.23	< .0001
x3_y3	1	-0.34987	0.054094	-6.47	< .0001
y3_12	1	0.166653	0.038865	4.29	< .0001
x6_y3	1	0.872207	0.055545	15.70	< .0001
x1_t1	1	-8.78362	0.964782	-9.10	< .0001
x1_t2	1	-1.04324	1.043288	-1.00	0.3182
x1_t3	1	-0.35936	0.982616	-0.37	0.7149
The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Model		Dependent Variable		Y1	
		Parameter Estimates		y1_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	0.178157	0.041094	4.34	< .0001
x1_y1	1	-0.69746	0.052887	-13.19	< .0001
y1_12	1	0.116423	0.037457	3.11	0.0021
x4_y1	1	0.539587	0.044447	12.14	< .0001
x1_t1	1	-8.96570	0.808796	-11.09	< .0001
x1_t2	1	-3.25422	0.854092	-3.81	0.0002
x1_t3	1	-0.64213	0.820683	-0.78	0.4346
Model		Dependent Variable		Y2	
		Parameter Estimates		y2_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	0.438584	0.035449	12.37	< .0001
x2_y2	1	-0.52082	0.037197	-14.00	< .0001
y2_12	1	0.073798	0.028929	2.55	0.0113
x5_y2	1	0.624768	0.036274	17.22	< .0001
x1_t1	1	-10.1515	0.850488	-11.94	< .0001
x1_t2	1	-1.48234	0.942455	-1.57	0.1169
x1_t3	1	-1.08223	0.887628	-1.22	0.2238
Model		Dependent Variable		Y3	
		Parameter Estimates		y3_t	
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	0.375423	0.035741	10.50	< .0001
x3_y3	1	-0.37245	0.046049	-8.09	< .0001
y3_12	1	0.199565	0.031542	6.33	< .0001
x6_y3	1	0.829964	0.046954	17.68	< .0001
x1_t1	1	-8.80431	0.964426	-9.13	< .0001
x1_t2	1	-0.93497	1.011017	-0.92	0.3559
x1_t3	1	-0.37055	0.976341	-0.38	0.7046

Lampiran 51 : Macro dan Output dari Program SAS Pemodelan VARIMA dan VARIMAX Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

```

data tika;
input y1 y2 y3 y4;
datalines;
8421 501 85734 2271
5210 474 75646 846
6006 383 88616 916
6333 578 88959 990
.
.
16585 2169 95423 1999
15285 2224 102251 1846
21112 3637 101881 2421
21699 4163 137368 2085
;
proc varmax data=tika lagmax=60 printall;
model y1-y4/p=(1,2) dify=(1,12) minic=(p=24) noint;

restrict AR(1,1,2)=0,AR(1,1,3)=0,AR(2,1,4)=0,AR(1,2,1)=0,AR(1,2,3)=0,AR(2,2,1)=0,
AR(2,2,3)=0,AR(2,2,4)=0,AR(1,3,1)=0,AR(1,3,2)=0,AR(1,3,4)=0,AR(2,3,1)=0,AR(2,3,2)=
0,AR(2,3,3)=0,AR(2,3,4)=0,AR(1,4,1)=0,AR(1,4,2)=0,AR(2,4,4)=0;

output lead=24 out=hasil;
run;

proc varmax data=hasil;
model res1 res2 res3 res4 / p=1 minic=(p=24) noint;
run;

proc export data=WORK.HASIL
outfile='D:\hasil_VAR. xls'
dbms=excel replace;
run;

```

```

data tika;
input y1 y2 y3 y4 x1 x2 x3 x4;
datalines;
8421 501 85734 2271 0 0 0 0
5210 474 75646 846 0 0 0 0
6006 383 88616 916 0 0 0 0
6333 578 88959 990 0 0 0 0
.
.
16585 2169 95423 1999 0 0 0 0
15285 2224 102251 1846 0 0 0 0
21112 3637 101881 2421 0 0 0 0
21699 4163 137368 2085 0 0 0 0
;
proc varmax data=tika lagmax=60 printall;
model y1-y4=x1-x4/p=(1,2) dify=(1,12) minic=(p=24) noint;

restrict XL(0,1,1)=0,XL(0,1,2)=0,XL(0,1,3)=0,XL(0,1,4)=0,AR(1,1,2)=0,AR(1,1,3)=0,
AR(1,1,4)=0,XL(0,2,1)=0,XL(0,2,2)=0,AR(1,2,1)=0,AR(1,2,3)=0,AR(2,2,1)=0,AR(2,2,3)=
0,XL(0,2,3)=0,XL(0,3,1)=0,XL(0,3,2)=0,XL(0,3,3)=0,XL(0,3,4)=0,AR(1,3,1)=0,AR(1,3,2)
)=0,AR(1,3,4)=0,AR(2,3,1)=0,AR(2,3,2)=0,AR(2,3,4)=0,XL(0,4,1)=0,XL(0,4,2)=0,XL(0,4
,3)=0,XL(0,4,4)=0,AR(2,3,3)=0,AR(1,4,1)=0,AR(1,4,2)=0,AR(2,4,4)=0,AR(1,2,4)=0;

output lead=24 out=hasil;
run;

proc varmax data=hasil;
model res1 res2 res3 res4 / p=1 minic=(p=24) noint;
run;

proc export data=WORK.HASIL
outfile='D:\hasil_VARMAX. xls'
dbms=excel replace;
run;

```


The VARMAX Procedure						
Number of Observations			167			
Number of Pairwise Missing			0			
Observation(s) eliminated by differencing			13			
Simple Summary Statistics						
Variable	Type	N	Mean	Standard Deviation	Min	Max
y1	Dependent	167	12.28743	1767.75010	-4835.00000	5408.00000
y2	Dependent	167	6.64072	973.20956	-4967.00000	3686.00000
y3	Dependent	167	-19.68862	14013.13172	-46201.00000	50376.00000
y4	Dependent	167	-0.47305	469.80874	-1445.00000	1484.00000
Model Parameter Estimates						
Equation	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Variable
y1	AR1_1_1	-0.58837	0.06732	-8.74	0.0001	y1(t-1)
	AR1_1_2	0.00000	0.00000			y2(t-1)
	AR1_1_3	0.00000	0.00000			y3(t-1)
	AR1_1_4	0.57984	0.23566	2.46	0.0150	y4(t-1)
	AR2_1_1	-0.31328	0.07110	-4.41	0.0001	y1(t-2)
	AR2_1_2	-0.23234	0.11736	-1.98	0.0495	y2(t-2)
y2	AR2_1_3	0.01997	0.00800	2.49	0.0136	y3(t-2)
	AR2_1_4	0.00000	0.00000			y4(t-2)
	AR1_2_1	0.00000	0.00000			y1(t-1)
	AR1_2_2	-0.56270	0.06868	-8.19	0.0001	y2(t-1)
	AR1_2_3	0.00000	0.00000			y3(t-1)
	AR1_2_4	0.45700	0.13216	3.46	0.0007	y4(t-1)
y3	AR2_2_1	0.00000	0.00000			y1(t-2)
	AR2_2_2	-0.34055	0.07023	-4.85	0.0001	y2(t-2)
	AR2_2_3	0.00000	0.00000			y3(t-2)
	AR2_2_4	0.00000	0.00000			y4(t-2)
	AR1_3_1	0.00000	0.00000			y1(t-1)
	AR1_3_2	0.00000	0.00000			y2(t-1)
y4	AR1_3_3	-0.35982	0.07151	-5.03	0.0001	y3(t-1)
	AR1_3_4	0.00000	0.00000			y4(t-1)
	AR2_3_1	0.00000	0.00000			y1(t-2)
	AR2_3_2	0.00000	0.00000			y2(t-2)
	AR2_3_3	0.00000	0.00000			y3(t-2)
	AR2_3_4	0.00000	0.00000			y4(t-2)
	AR1_4_1	0.00000	0.00000			y1(t-1)
	AR1_4_2	0.00000	0.00000			y2(t-1)
	AR1_4_3	0.00729	0.00232	3.15	0.0020	y3(t-1)
	AR1_4_4	-0.49499	0.06627	-7.47	0.0001	y4(t-1)
	AR2_4_1	-0.04997	0.01901	-2.63	0.0094	y1(t-2)
	AR2_4_2	0.07817	0.03318	2.36	0.0197	y2(t-2)
Simple Summary Statistics						
Variable Label						
		RES1	Residuals for y1			
		RES2	Residuals for y2			
		RES3	Residuals for y3			
		RES4	Residuals for y4			
Minimum Information Criterion						
Lag	MA 0	MA 1	MA 2	MA 3	MA 4	MA 5
AR 0	58.518282	58.750685	58.83751	58.916457	58.949888	58.998038
AR 1	58.662052	58.81832	58.940861	59.025399	59.089632	59.166731
AR 2	58.782278	58.955591	59.118893	59.189173	59.256438	59.341895
AR 3	58.893677	59.050137	59.186053	59.256673	59.309485	59.399125
AR 4	58.994232	59.117243	59.309523	59.387028	59.34285	59.492986
AR 5	59.031219	59.165296	59.291598	59.324106	59.522799	59.562
AR 6	59.139472	59.427173	59.574311	59.637158	59.855974	59.911706
AR 7	59.275121	59.58379	59.9127	59.997993	60.249914	60.336250
AR 8	59.346306	59.678471	60.033349	60.41335	60.697358	60.823769
AR 9	59.453856	59.812477	60.196713	60.609411	61.053856	61.197159
AR 10	59.502021	59.890583	60.308197	60.758247	61.244665	61.772044
AR 11	59.759457	60.182099	60.637888	61.130886	61.66584	62.248346
AR 12	59.522672	59.984341	60.484085	61.026819	61.618338	62.265529

The VARMAX Procedure						
Number of Observations			167			
Number of Pairwise Missing			0			
Observation(s) eliminated by differencing			13			
Simple Summary Statistics						
Variable	Type	N	Mean	Standard Deviation	Min	Max Difference
y1	Dependent	167	12.28743	1767.75010	-4835.00000	5408.00000 1, 12
y2	Dependent	167	6.64072	973.20956	-4967.00000	3686.00000 1, 12
y3	Dependent	167	-19.68862	14013.13172	-46201.00000	50376.00000 1, 12
y4	Dependent	167	-0.47305	469.80874	-1445.00000	1484.00000 1, 12
x1	Independent	167	0.00599	0.07738	0.00000	1.00000
x2	Independent	167	0.00599	0.07738	0.00000	1.00000
x3	Independent	167	0.00599	0.07738	0.00000	1.00000
x4	Independent	167	0.00599	0.07738	0.00000	1.00000
.						
.						
.						
The VARMAX Procedure Model Parameter Estimates						
Equation	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Variable
y1	XL0_1_1	0.00000	0.00000			x1(t)
	XL0_1_2	0.00000	0.00000			x2(t)
	XL0_1_3	0.00000	0.00000			x3(t)
	XL0_1_4	0.00000	0.00000			x4(t)
	AR1_1_1	-0.54961	0.06745	-8.15	0.0001	y1(t-1)
	AR1_1_2	0.00000	0.00000			y2(t-1)
	AR1_1_3	0.00000	0.00000			y3(t-1)
	AR1_1_4	0.00000	0.00000			y4(t-1)
	AR2_1_1	-0.27745	0.07115	-3.90	0.0001	y1(t-2)
	AR2_1_2	-0.25866	0.11831	-2.19	0.0303	y2(t-2)
	AR2_1_3	0.02185	0.00789	2.77	0.0063	y3(t-2)
	AR2_1_4	-0.50383	0.23227	-2.17	0.0316	y4(t-2)
y2	XL0_2_1	0.00000	0.00000			x1(t)
	XL0_2_2	0.00000	0.00000			x2(t)
	XL0_2_3	0.00000	0.00000			x3(t)
	XL0_2_4	-3495.50143	817.21070	-4.28	0.0001	x4(t)
	AR1_2_1	0.00000	0.00000			y1(t-1)
	AR1_2_2	-0.64721	0.07359	-8.79	0.0001	y2(t-1)
	AR1_2_3	0.00000	0.00000			y3(t-1)
	AR1_2_4	0.00000	0.00000			y4(t-1)
	AR2_2_1	0.00000	0.00000			y1(t-2)
	AR2_2_2	-0.37121	0.06840	-5.43	0.0001	y2(t-2)
	AR2_2_3	0.00000	0.00000			y3(t-2)
	AR2_2_4	-0.47323	0.13197	-3.59	0.0005	y4(t-2)
y3	XL0_3_1	0.00000	0.00000			x1(t)
	XL0_3_2	0.00000	0.00000			x2(t)
	XL0_3_3	0.00000	0.00000			x3(t)
	XL0_3_4	0.00000	0.00000			x4(t)
	AR1_3_1	0.00000	0.00000			y1(t-1)
	AR1_3_2	0.00000	0.00000			y2(t-1)
	AR1_3_3	-0.35958	0.07230	-4.97	0.0001	y3(t-1)
	AR1_3_4	0.00000	0.00000			y4(t-1)
	AR2_3_1	0.00000	0.00000			y1(t-2)
	AR2_3_2	0.00000	0.00000			y2(t-2)
	AR2_3_3	0.00000	0.00000			y3(t-2)
	AR2_3_4	0.00000	0.00000			y4(t-2)
y4	XL0_4_1	0.00000	0.00000			x1(t)
	XL0_4_2	0.00000	0.00000			x2(t)
	XL0_4_3	0.00000	0.00000			x3(t)
	XL0_4_4	0.00000	0.00000			x4(t)
	AR1_4_1	0.00000	0.00000			y1(t-1)
	AR1_4_2	0.00000	0.00000			y2(t-1)
	AR1_4_3	0.00725	0.00233	3.12	0.0022	y3(t-1)
	AR1_4_4	-0.51503	0.06564	-7.85	0.0001	y4(t-1)
	AR2_4_1	-0.04945	0.01916	-2.58	0.0108	y1(t-2)
	AR2_4_2	0.07825	0.03341	2.34	0.0205	y2(t-2)
	AR2_4_3	0.00509	0.00247	2.06	0.0410	y3(t-2)
	AR2_4_4	0.00000	0.00000			y4(t-2)

</

Lampiran 52 : Macro dan Output dari Program SAS Pemodelan VARIMA dan VARIMAX Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

```
data tika;
input y1 y2 y3;
datalines;
82419      828      71366
83160      2561     87974
91643      3166     75735
87437      2163     79480
.
.
182214     16065    255717
184894     17394    252716
185112     19995    237874
177335     16955    264366
;

proc varmax data=tika lagmax=60 printall;
model y1-y3 / p=(1,2,12) di fy=(1,12) minic=(p=24) noint;

restrict AR(1,1,2)=0, AR(1,1,3)=0, AR(2,1,1)=0, AR(2,1,3)=0, AR(12,1,2)=0, AR(12,1,3)=0,
AR(1,2,3)=0, AR(2,2,1)=0, AR(2,2,3)=0, AR(12,2,1)=0, AR(12,2,3)=0, AR(1,3,1)=0, AR(1,3,2)=0,
AR(2,3,1)=0, AR(2,3,2)=0, AR(2,3,3)=0, AR(12,3,1)=0, AR(12,3,2)=0;

output lead=24 out=hasil;
run;

proc varmax data=hasil;
model res1 res2 res3 / p=1 minic=(p=24) noint;
run;

proc export data=WORK.HASIL
outfile='D:\hasil_VAR.xls'
dbms=excel
replace;
run;
```

```
data tika;
input y1 y2 y3 x1 x2 x3;
datalines;
82419      828      71366      0      0      0
83160      2561     87974      0      0      0
91643      3166     75735      0      0      0
87437      2163     79480      0      0      0
.
.
182214     16065    255717      1      0      0
184894     17394    252716      1      0      0
185112     19995    237874      1      0      0
177335     16955    264366      1      0      0
;

proc varmax data=tika lagmax=60 printall;
model y1-y3=x1-x3/p=(1,2,12) di fy=(1,12) minic=(p=24) noint;

restrict
XL(0,1,1)=0, XL(0,1,2)=0, XL(0,1,3)=0, AR(1,1,2)=0, AR(1,1,3)=0, AR(2,1,1)=0, AR(2,1,3)=0, AR(12,1,2)
=0, AR(12,1,3)=0, XL(0,2,1)=0, XL(0,2,2)=0, XL(0,2,3)=0, AR(1,2,3)=0, AR(2,2,1)=0, AR(2,2,3)=0,
AR(12,2,1)=0, AR(12,2,3)=0, XL(0,3,1)=0, AR(1,3,1)=0, AR(1,3,2)=0, AR(2,3,1)=0, AR(2,3,2)=0,
AR(12,3,1)=0, AR(12,3,2)=0;

output lead=24 out=hasil;
run;

proc varmax data=hasil;
model res1 res2 res3 / p=1 minic=(p=24) noint;
run;

proc export data=WORK.HASIL
outfile='D:\hasil_VARMAX.xls'
dbms=excel
replace;
run;
```


The VARMAX Procedure						
Number of Observations			215			
Number of Pairwise Missing			0			
Observation(s) eliminated by differencing			13			
Simple Summary Statistics						
Variable	Type	N	Mean	Standard Deviation	Min	Max Difference
y1	Dependent	215	7.27907	16672.62253	-71763.00000	48320.00000
y2	Dependent	215	-10.25581	1824.45255	-7934.00000	8601.00000
y3	Dependent	215	-19.00000	16584.61407	-68066.00000	75619.00000
Model Parameter Estimates						
Equation	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Variable
y1	AR1_1_1	-0.35466	0.06159	-5.76	0.0001	y1(t-1)
	AR1_1_2	0.00000	0.00000			y2(t-1)
	AR1_1_3	0.00000	0.00000			y3(t-1)
	AR2_1_1	0.00000	0.00000			y1(t-2)
	AR2_1_2	-1.25708	0.56827	-2.21	0.0281	y2(t-2)
	AR2_1_3	0.00000	0.00000			y3(t-2)
	AR12_1_1	-0.26640	0.06005	-4.44	0.0001	y1(t-12)
	AR12_1_2	0.00000	0.00000			y2(t-12)
	AR12_1_3	0.00000	0.00000			y3(t-12)
y2	AR1_2_1	0.01833	0.00651	2.82	0.0053	y1(t-1)
	AR1_2_2	-0.30476	0.06101	-4.99	0.0001	y2(t-1)
	AR1_2_3	0.00000	0.00000			y3(t-1)
	AR2_2_1	0.00000	0.00000			y1(t-2)
	AR2_2_2	-0.20286	0.06138	-3.30	0.0011	y2(t-2)
	AR2_2_3	0.00000	0.00000			y3(t-2)
	AR12_2_1	0.00000	0.00000			y1(t-12)
	AR12_2_2	-0.39134	0.05771	-6.78	0.0001	y2(t-12)
	AR12_2_3	0.00000	0.00000			y3(t-12)
y3	AR1_3_1	0.00000	0.00000			y1(t-1)
	AR1_3_2	0.00000	0.00000			y2(t-1)
	AR1_3_3	-0.16576	0.05968	-2.78	0.0060	y3(t-1)
	AR2_3_1	0.00000	0.00000			y1(t-2)
	AR2_3_2	0.00000	0.00000			y2(t-2)
	AR2_3_3	0.00000	0.00000			y3(t-2)
	AR12_3_1	0.00000	0.00000			y1(t-12)
	AR12_3_2	0.00000	0.00000			y2(t-12)
	AR12_3_3	-0.45601	0.06068	-7.52	0.0001	y3(t-12)
The VARMAX Procedure						
Number of Observations			203			
Number of Pairwise Missing			49			
Simple Summary Statistics						
Variable	Label					
RES1	Residuals for y1					
RES2	Residuals for y2					
RES3	Residuals for y3					
Minimum Information Criterion						
Lag	MA 0	MA 1	MA 2	MA 3	MA 4	MA 5
AR 0	52.857876	52.986524	53.029953	53.057916	53.127482	53.162303
AR 1	52.935562	53.039737	53.110006	53.149055	53.221087	53.264088
AR 2	52.995918	53.103215	53.164621	53.210113	53.271045	53.327175
AR 3	53.027569	53.140331	53.20405	53.283801	53.346125	53.370778
AR 4	53.109157	53.208373	53.263978	53.337224	53.418779	53.411267
AR 5	53.152733	53.246099	53.3135	53.379599	53.442966	53.460285
AR 6	53.261013	53.37357	53.445726	53.516733	53.586752	53.606333
AR 7	53.344139	53.461349	53.582719	53.659436	53.735185	53.759069
AR 8	53.416285	53.538465	53.665089	53.796402	53.876723	53.906109
AR 9	53.491094	53.618595	53.750848	53.888123	54.030712	54.069414
AR 10	53.520077	53.653283	53.791579	53.935263	54.084657	54.240107
AR 11	53.639665	53.778997	53.923794	54.074382	54.231117	54.394382
AR 12	53.639385	53.78531	53.937112	54.095152	54.259822	54.431551

The VARMAX Procedure						
Number of Observations			215			
Number of Pairwise Missing			0			
Observation(s) eliminated by differencing			13			
Simple Summary Statistics						
Variable	Type	N	Mean	Standard Deviation	Min	Max Difference
y1	Dependent	215	7.27907	16672.62253	-71763.00000	48320.00000
y2	Dependent	215	-10.25581	1824.45255	-7934.00000	8601.00000
y3	Dependent	215	-19.00000	16584.61407	-68066.00000	75619.00000
x1	Independent	215	0.86512	0.34240	0.00000	1.00000
x2	Independent	215	0.00465	0.06820	0.00000	1.00000
x3	Independent	215	0.00465	0.06820	0.00000	1.00000
The VARMAX Procedure Model Parameter Estimates						
Equation	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t	Variable
y1	XLO_1_1	0.00000	0.00000			x1(t)
	XLO_1_2	0.00000	0.00000			x2(t)
	XLO_1_3	0.00000	0.00000			x3(t)
	AR1_1_1	-0.35531	0.06194	-5.74	0.0001	y1(t-1)
	AR1_1_2	0.00000	0.00000			y2(t-1)
	AR1_1_3	0.00000	0.00000			y3(t-1)
	AR2_1_1	0.00000	0.00000			y1(t-2)
	AR2_1_2	-1.16513	0.57191	-2.04	0.0430	y2(t-2)
	AR2_1_3	0.00000	0.00000			y3(t-2)
	AR12_1_1	-0.25848	0.06043	-4.28	0.0001	y1(t-12)
	AR12_1_2	0.00000	0.00000			y2(t-12)
	AR12_1_3	0.00000	0.00000			y3(t-12)
y2	XLO_2_1	0.00000	0.00000			x1(t)
	XLO_2_2	0.00000	0.00000			x2(t)
	XLO_2_3	0.00000	0.00000			x3(t)
	AR1_2_1	0.01845	0.00654	2.82	0.0053	y1(t-1)
	AR1_2_2	-0.30400	0.06134	-4.96	0.0001	y2(t-1)
	AR1_2_3	0.00000	0.00000			y3(t-1)
	AR2_2_1	0.00000	0.00000			y1(t-2)
	AR2_2_2	-0.20096	0.06168	-3.26	0.0013	y2(t-2)
	AR2_2_3	0.00000	0.00000			y3(t-2)
	AR12_2_1	0.00000	0.00000			y1(t-12)
	AR12_2_2	-0.39185	0.05802	-6.75	0.0001	y2(t-12)
	AR12_2_3	0.00000	0.00000			y3(t-12)
y3	XLO_3_1	0.00000	0.00000			x1(t)
	XLO_3_2	-46823.23281	13430.04561	-3.49	0.0006	x2(t)
	XLO_3_3	-63936.78778	13347.42349	-4.79	0.0001	x3(t)
	AR1_3_1	0.00000	0.00000			y1(t-1)
	AR1_3_2	0.00000	0.00000			y2(t-1)
	AR1_3_3	-0.15902	0.05680	-2.80	0.0056	y3(t-1)
	AR2_3_1	0.00000	0.00000			y1(t-2)
	AR2_3_2	0.00000	0.00000			y2(t-2)
	AR2_3_3	-0.11558	0.05630	-2.05	0.0415	y3(t-2)
	AR12_3_1	0.00000	0.00000			y1(t-12)
	AR12_3_2	0.00000	0.00000			y2(t-12)
	AR12_3_3	-0.48671	0.05700	-8.54	0.0001	y3(t-12)
Simple Summary Statistics						
Variable	Label					
RES1	Residuals for y1					
RES2	Residuals for y2					
RES3	Residuals for y3					
Minimum Information Criterion						
Lag	MA 0	MA 1	MA 2	MA 3	MA 4	MA 5
AR 0	52.6762	52.792024	52.842215	52.861831	52.934945	52.973863
AR 1	52.739014	52.851023	52.91575	52.956728	53.0291	53.075174
AR 2	52.812126	52.916385	52.983057	53.023886	53.093916	53.153513
AR 3	52.82989	52.949181	53.021702	53.092319	53.135275	53.175536
AR 4	52.91715	53.01943	53.078019	53.129655	53.21867	53.268337
AR 5	52.966454	53.061219	53.135432	53.189414	53.263885	53.281787
AR 6	53.075229	53.187786	53.26713	53.325709	53.406783	53.427169
AR 7	53.165684	53.282893	53.404264	53.468738	53.555473	53.579417
AR 8	53.224416	53.346597	53.47322	53.604533	53.696035	53.725379
AR 9	53.306227	53.433728	53.565981	53.703256	53.845844	53.885001
AR 10	53.333683	53.466889	53.605185	53.748869	53.898263	54.053713
AR 11	53.448817	53.588149	53.732945	53.883534	54.040268	54.203534
AR 12	53.509961	53.655886	53.807687	53.965727	54.130398	54.302126

Lampiran 53 : Macro Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Seragam pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

```

data tika;
input y1_t y2_t y3_t y4_t y1_1 x1_y1 y2_1 x2_y2 y3_1 x3_y3 y4_1 x4_y4 y1_2 x5_y1 y2_2
x6_y2 y3_2 x7_y3 y4_2 x8_y4 x1_3 x1_6 x1_7 x2 x2_3 x3_2 x4;
datalines;
-986 -284 -14774 0 ..... 0 0 0 0 0 0 0
2140 254 9070 0 ..... 0 0 0 0 0 0 0
-1903 -255 -12824 0 ..... 0 0 0 0 0 0 0
769 320 2497 0 ..... 0 0 0 0 0 0 0
-1309 -286 -32702 0 ..... 0 0 0 0 0 0 0
735 205 23595 0 ..... 0 0 0 0 0 0 0
-165 -148 1998 0 ..... 0 0 0 0 0 0 0
1923 -6 15358 0 ..... 0 0 0 0 0 0 0
-180 189 -25222 0 ..... 0 0 0 0 0 0 0
-1638 84 6625 -1311 ..... 0 0 0 0 0 0 0
-512 -93 12031 1484 ..... 0 0 0 0 0 0 0
206 59 -17952 -243 ..... 0 0 0 0 0 0 0
.
.
.
-2243 626 -14092 -528 ..... 0 0 0 0 0 0 0
41 -612 -3847 -561 ..... 0 0 0 0 0 0 0
-771 107 7519 540 ..... 0 0 0 0 0 0 0
-2450 -441 -21177 -148 ..... 0 0 0 0 0 0 0
3337 739 26554 229 ..... 0 0 0 0 0 0 0
526 -85 -5953 738 ..... 0 0 0 0 0 0 0
-2175 159 2147 -156 ..... 0 0 0 0 0 0 0
1312 -528 -5524 -154 ..... 0 0 0 0 0 0 0
-1802 1012 5733 -286 ..... 0 0 0 0 0 0 0
;

proc syslin data=tika sur;
y1 : model y1_t=y1_1 x1_y1 y1_2 x5_y1 x1_6 x1_7 x3_2/oint;
y2 : model y2_t=y2_1 x2_y2 y2_2 x6_y2 x1_3 x2 x4/oint;
y3 : model y3_t=y3_1 x3_y3 y3_2 x7_y3 x1_6 x2_3/oint;
y4 : model y4_t=y4_1 x4_y4 y4_2 x8_y4/oint;
run;

```


Lampiran 54 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Seragam Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

The SYSLIN Procedure Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Estimates Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.55120	0.074074	-7.44	<.0001
y1_2	1	-0.33510	0.074738	-4.48	<.0001
x5_y1	1	0.066634	0.025916	2.57	0.0110
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Estimates Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.57114	0.073780	-7.74	<.0001
y2_2	1	-0.35927	0.074624	-4.81	<.0001
x2	1	589.7916	426.1373	1.38	0.1682
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Estimates Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.40217	0.077890	-5.16	<.0001
y3_2	1	-0.10261	0.077754	-1.32	0.1888
Model Dependent Variable		Y4 y4_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Estimates Standard Error	t Value	Pr > t
y4_1	1	-0.55064	0.076398	-7.21	<.0001
x4_y4	1	0.017710	0.006441	2.75	0.0066
y4_2	1	-0.14187	0.076512	-1.85	0.0655

Lampiran 55 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS
 $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Seragam Data Wisatawan
Mancanegara di Wilayah Sumatera

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Variable	DF	Parameter Estimate	Estimates Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.58733	0.068329	-8.60	<.0001
y1_2	1	-0.32853	0.068837	-4.77	<.0001
x5_y1	1	0.047653	0.024451	1.95	0.0530
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Estimates Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.56980	0.070625	-8.07	<.0001
y2_2	1	-0.32529	0.071341	-4.56	<.0001
x2	1	598.8756	406.0591	1.47	0.1422
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Estimates Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.39956	0.075258	-5.31	<.0001
y3_2	1	-0.12011	0.076900	-1.56	0.1202
Model Dependent Variable		Y4 y4_t			
Variable	DF	Parameter Estimate	Estimates Standard Error	t Value	Pr > t
y4_1	1	-0.58473	0.074947	-7.80	<.0001
x4_y4	1	0.018559	0.006353	2.92	0.0040
y4_2	1	-0.13066	0.075046	-1.74	0.0836

Lampiran 56 : Macro Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Invers Jarak pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

```

data tika;
input y1_t y2_t y3_t y4_t y1_1 x1_y1 y2_1 x2_y2 y3_1 x3_y3 y4_1
x4_y4
y1_2 x5_y1 y2_2 x6_y2 y3_2 x7_y3 y4_2 x8_y4 x1_3 x1_6 x1_7 x2 x2_3 x3_2
x4;
datalines;
-986 -284 -14774 0 ..... 0 0 0 0 0
2140 254 9070 0 ..... 0 0 0 0 0
-1903 -255 -12824 0 ..... 0 0 0 0 0
769 320 2497 0 ..... 0 0 0 0 0
-1309 -286 -32702 0 ..... 0 0 0 0 0
735 205 23595 0 ..... 0 0 0 0 0
-165 -148 1998 0 ..... 0 0 0 0 0
-578 -1140 5258 -431 0 0 0 0 0
1066 432 3550 -204 0 0 0 0 0
25 -1186 7654 603 0 0 0 0 0
1072 -664 8833 215 0 0 0 0 0
.
.
.
-2243 626 -14092 -528 0 0 0 0 0
41 -612 -3847 -561 0 0 0 0 0
-771 107 7519 540 0 0 0 0 0
-2450 -441 -21177 -148 0 0 0 0 0
3337 739 26554 229 0 0 0 0 0
526 -85 -5953 738 0 0 0 0 0
-2175 159 2147 -156 0 0 0 0 0
1312 -528 -5524 -154 0 0 0 0 0
-1802 1012 5733 -286 0 0 0 0 0
;
proc syslin data=tika sur;
y1 : model y1_t=y1_1 x1_y1 y1_2 x5_y1 x1_6 x1_7x3_2/noi nt;
y2 : model y2_t=y2_1 x2_y2 y2_2 x6_y2 x1_3 x2 x4/noi nt;
y3 : model y3_t=y3_1 x3_y3 y3_2 x7_y3 x1_6 x2_3/noi nt;
y4 : model y4_t=y4_1 x4_y4 y4_2 x8_y4/noi nt;
run;

```


Lampiran 57 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot *Invers* Jarak Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.55144	0.074102	-7.44	<.0001
y1_2	1	-0.33530	0.074825	-4.48	<.0001
x5_y1	1	0.079112	0.031080	2.55	0.0118
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.57870	0.073783	-7.84	<.0001
y2_2	1	-0.34255	0.073846	-4.64	<.0001
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.36487	0.072744	-5.02	<.0001
Model Dependent Variable		Y4 y4_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y4_1	1	-0.55424	0.076306	-7.26	<.0001
x4_y4	1	0.027740	0.009682	2.87	0.0047
y4_2	1	-0.14855	0.076530	-1.94	0.0540

Lampiran 58 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot *Invers* Jarak Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.58310	0.068343	-8.53	<.0001
y1_2	1	-0.33142	0.068800	-4.82	<.0001
x5_y1	1	0.066160	0.028546	2.32	0.0217
Model Dependent Variable				Y2 y2_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.57593	0.070642	-8.15	<.0001
y2_2	1	-0.30588	0.070665	-4.33	<.0001
Model Dependent Variable				Y3 y3_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.35858	0.070610	-5.08	<.0001
Model Dependent Variable				Y4 y4_t	
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y4_1	1	-0.58303	0.074981	-7.78	<.0001
x4_y4	1	0.028429	0.009565	2.97	0.0034
y4_2	1	-0.13608	0.075198	-1.81	0.0722

Lampiran 59 : Macro Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

```

data tika;
input y1_t y2_t y3_t y4_t y1_1 x1_y1 y2_1 x2_y2 y3_1 x3_y3 y4_1 x4_y4
y1_2 x5_y1 y2_2 x6_y2 y3_2 x7_y3 y4_2 x8_y4 x1_3 x1_6 x1_7 x2 x2_3 x3_2 x4;
datalines;
-986 -284 -14774 0 ..... 0 0 0 0
2140 254 9070 0 ..... 0 0 0 0
-1903 -255 -12824 0 ..... 0 0 0 0
769 320 2497 0 ..... 0 0 0 0
-1309 -286 -32702 0 ..... 0 0 0 0
735 205 23595 0 ..... 0 0 0 0
-165 -148 1998 0 ..... 0 0 0 0
. . . . .
. . . . .
1670 -59 -46201 -10 ..... 0 0 0 0
128 406 23156 -405 ..... 0 0 0 0
-840 -537 -11263 126 ..... 0 0 0 0
3337 739 26554 229 ..... 0 0 0 0
526 -85 -5953 738 ..... 0 0 0 0
-2175 159 2147 -156 ..... 0 0 0 0
1312 -528 -5524 -154 ..... 0 0 0 0
-1802 1012 5733 -286 ..... 0 0 0 0
. . . . .
;

proc syslin data=tika sur;
y1 : model y1_t=y1_1 x1_y1 y1_2 x5_y1 x1_6 x1_7 x3_2/noi nt;
y2 : model y2_t=y2_1 x2_y2 y2_2 x6_y2 x1_3 x2 x4/noi nt;
y3 : model y3_t=y3_1 x3_y3 y3_2 x7_y3 x1_6 x2_3/noi nt;
y4 : model y4_t=y4_1 x4_y4 y4_2 x8_y4/noi nt;
run;

```


Lampiran 60 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.54440	0.073583	-7.40	<.0001
y1_2	1	-0.33033	0.073274	-4.51	<.0001
x5_y1	1	0.085542	0.027927	3.06	0.0026
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.57870	0.073783	-7.84	<.0001
y2_2	1	-0.34255	0.073846	-4.64	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.36487	0.072744	-5.02	<.0001
Model		Y4			
Dependent Variable		y4_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y4_1	1	-0.57953	0.077469	-7.48	<.0001
x4_y4	1	0.013264	0.004099	3.24	0.0015
y4_2	1	-0.15156	0.076280	-1.99	0.0486
x8_y4	1	0.016355	0.008410	1.94	0.0536

Lampiran 61 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.58087	0.067721	-8.58	<.0001
y1_2	1	-0.32662	0.067349	-4.85	<.0001
x5_y1	1	0.078721	0.025865	3.04	0.0027
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.57953	0.070792	-8.19	<.0001
y2_2	1	-0.31404	0.070891	-4.43	<.0001
Model Dependent Variable		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.36330	0.070565	-5.15	<.0001
Model Dependent Variable		Y4 y4_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y4_1	1	-0.61151	0.075787	-8.07	<.0001
x4_y4	1	0.013962	0.004026	3.47	0.0007
y4_2	1	-0.14137	0.074639	-1.89	0.0600
x8_y4	1	0.018237	0.008293	2.20	0.0293

Lampiran 62 : Macro Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

```

data tika;
input y1_t y2_t y3_t y4_t y1_1 x1_y1 y2_1 x2_y2 y3_1 x3_y3 y4_1 x4_y4
y1_2 x5_y1 y2_2 x6_y2 y3_2 x7_y3 y4_2 x8_y4 x1_3 x1_6 x1_7 x2 x2_3 x3_2 x4;
datalines;
-986      -284      -14774      0      .....      0      0      0      0
2140      254      9070      0      .....      0      0      0      0
-1903     -255     -12824      0      .....      0      0      0      0
769       320      2497      0      .....      0      0      0      0
-1309     -286     -32702      0      .....      0      0      0      0
735       205      23595      0      .....      0      0      0      0
-165      -148      1998      0      .....      0      0      0      0
1923      -6       15358      0      .....      0      0      0      0
-180      189      -25222      0      .....      0      0      0      0
-1638     84       6625      -1311      .....      0      0      0      0
-512      -93      12031      1484      .....      0      0      0      0
.          .          .          .          .....      .          .          .          .
.          .          .          .          .....      .          .          .          .
.          .          .          .          .....      .          .          .          .
.          .          .          .          .....      .          .          .          .
-2243     626      -14092      -528      .....      0      0      0      0
41         -612     -3847      -561      .....      0      0      0      0
-771      107      7519      540      .....      0      0      0      0
-2450     -441     -21177      -148      .....      0      0      0      0
3337      739      26554      229      .....      0      0      0      0
526       -85      -5953      738      .....      0      0      0      0
-2175     159      2147      -156      .....      0      0      0      0
1312      -528     -5524      -154      .....      0      0      0      0
-1802     1012     5733      -286      .....      0      0      0      0
;
proc syslin data=tika sur;
y1 : model y1_t=y1_1 x1_y1 y1_2 x5_y1 x1_6 x1_7 x3_2/oint;
y2 : model y2_t=y2_1 x2_y2 y2_2 x6_y2 x1_3 x2 x4/oint;
y3 : model y3_t=y3_1 x3_y3 y3_2 x7_y3 x1_6 x2_3/oint;
y4 : model y4_t=y4_1 x4_y4 y4_2 x8_y4/oint;
run;

```


Lampiran 63 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Vari able		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.57079	0.073993	-7.71	<.0001
y1_2	1	-0.24315	0.076321	-3.19	0.0017
x5_y1	1	-0.27246	0.125532	-2.17	0.0314
Model Dependent Vari able		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.55915	0.071701	-7.80	<.0001
x2_y2	1	0.458306	0.133937	3.42	0.0008
y2_2	1	-0.33997	0.071538	-4.75	<.0001
Model Dependent Vari able		Y3 y3_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.36487	0.072744	-5.02	<.0001
Model Dependent Vari able		Y4 y4_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y4_1	1	-0.48245	0.067491	-7.15	<.0001
x4_y4	1	0.005741	0.002266	2.53	0.0123

Lampiran 64 : *Output* SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.59391	0.068415	-8.68	<.0001
y1_2	1	-0.22780	0.070181	-3.25	0.0014
x5_y1	1	-0.30714	0.118751	-2.59	0.0106
Model Dependent Variable Y2 y2_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.55708	0.069155	-8.06	<.0001
x2_y2	1	0.360503	0.128963	2.80	0.0058
y2_2	1	-0.34993	0.070689	-4.95	<.0001
Model Dependent Variable Y3 y3_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.34960	0.070829	-4.94	<.0001
Model Dependent Variable Y4 y4_t					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y4_1	1	-0.52555	0.065459	-8.03	<.0001
x4_y4	1	0.006503	0.002201	2.95	0.0036

Lampiran 65 : Macro Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Seragam pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

```

data tika;
input y1_t y2_t y3_t y1_1 x1_y1 y2_1 x2_y2 y3_1 x3_y3 y1_2 x4_y1 y2_2 x5_y2
y3_2 x6_y3 y1_12 x7_y1 y2_12 x8_y2 y3_12 x9_y3 x1_7 x1_10 x1_13 x1_16 x2 x2_1
x2_2 x2_6 x2_7 x3 x3_12;
datalines;
7573      2015      13304      .....      0      0      0      0
26792     -942      19279     .....      0      0      0      0
-15219     1040     -11017     .....      0      0      0      0
2566      -1566     7850      .....      0      0      0      0
-4747     -2644     9988      .....      0      0      0      0
7331       709     -14558     .....      0      0      0      0
-22238     -1384     -2932     .....      0      0      0      0
-5214      1870     4883      .....      0      0      0      0
11092     -2777     -1784     .....      0      0      0      0
-12979     1177      815      .....      0      0      0      0
.          .          .          .....      .          .          .          .
.          .          .          .....      .          .          .          .
.          .          .          .....      .          .          .          .
26509      241      13442     .....      0      0      0      0
-30532     -835     -15816     .....      0      0      0      0
-14853     -2040     -3708     .....      0      0      0      0
6963       202      9120      .....      0      0      0      0
15334      2351     1590      .....      0      0      0      0
-2611      187      5433      .....      0      0      0      0
4071      -643     9238      .....      0      0      0      0
651        -1273     -1503     .....      0      0      0      0
;
proc syslin data=tika sur;
y1 : model y1_t=y1_1 y1_12 x3_12/oint;
y2 : model y2_t=y2_1 x2_y2 y2_2 y2_12/oint;
y2 : model y3_t=y3_1 y3_12 x2 x2_1/oint;
run;

```


Lampiran 66 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Seragam Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.30692	0.063784	-4.81	<.0001
y1_12	1	-0.23603	0.063431	-3.72	0.0003
x3_12	1	-19657.1	7696.342	-2.55	0.0114
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.30195	0.063831	-4.73	<.0001
x2_y2	1	0.018422	0.008602	2.14	0.0334
y2_2	1	-0.20865	0.061981	-3.37	0.0009
y2_12	1	-0.38759	0.060365	-6.42	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.15726	0.062233	-2.53	0.0123
y3_12	1	-0.45314	0.063493	-7.14	<.0001
x2	1	16816.05	8630.251	1.95	0.0528
x2_1	1	16652.02	8579.052	1.94	0.0537

Lampiran 67 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS
 $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Seragam Data Wisatawan
Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.34252	0.060695	-5.64	<.0001
y1_12	1	-0.27282	0.059385	-4.59	<.0001
x3_12	1	-18418.4	7248.869	-2.54	0.0118
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.28344	0.061949	-4.58	<.0001
x2_y2	1	0.015166	0.008469	1.79	0.0749
y2_2	1	-0.18808	0.060329	-3.12	0.0021
y2_12	1	-0.39775	0.058532	-6.80	<.0001
Model Dependent Variable		Y2 y3_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.18521	0.059953	-3.09	0.0023
y3_12	1	-0.45578	0.061176	-7.45	<.0001
x2	1	19290.94	8307.078	2.32	0.0212
x2_1	1	17340.36	8259.653	2.10	0.0370

Lampiran 68 : Macro Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Invers Jarak pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

```

data tika;
input y1_t y2_t y3_t y1_1 x1_y1 y2_1 x2_y2 y3_1 x3_y3 y1_2 x4_y1
y2_2 x5_y2 y3_2 x6_y3 y1_12 x7_y1 y2_12 x8_y2 y3_12 x9_y3 x1_7
x1_10 x1_13 x1_16 x2 x2_1 x2_2 x2_6 x2_7 x3 x3_12;
datalines;
7573 2015 13304 ..... 0 0 0
26792 -942 19279 ..... 0 0 0
-15219 1040 -11017 ..... 0 0 0
2566 -1566 7850 ..... 0 0 0
-4747 -2644 9988 ..... 0 0 0
7331 709 -14558 ..... 0 0 0
-22238 -1384 -2932 ..... 0 0 0
. . . . .
. . . . .
. . . . .
15334 2351 1590 ..... 0 0 0
-2611 187 5433 ..... 0 0 0
4071 -643 9238 ..... 0 0 0
651 -1273 -1503 ..... 0 0 0
. . . . .
;

proc syslin data=tika sur;
y1 : model y1_t=y1_1 y1_12 x3_12/noi nt;
y2 : model y2_t=y2_1 y2_2 y2_12/noi nt;
y2 : model y3_t=y3_1 y3_12 x2 x2_1/noi nt;
run;

```


Lampiran 69 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Invers Jarak Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.30692	0.063784	-4.81	<.0001
y1_12	1	-0.23603	0.063431	-3.72	0.0003
x3_12	1	-19657.1	7696.342	-2.55	0.0114
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.27548	0.063182	-4.36	<.0001
y2_2	1	-0.19920	0.062375	-3.19	0.0016
y2_12	1	-0.40336	0.060449	-6.67	<.0001
Model		Y2			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.15726	0.062233	-2.53	0.0123
y3_12	1	-0.45314	0.063493	-7.14	<.0001
x2_1	1	16816.05	8630.251	1.95	0.0528
x2_1	1	16652.02	8579.052	1.94	0.0537

Lampiran 70 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot *Invers* Jarak Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.36257	0.059648	-6.08	<.0001
y1_12	1	-0.27356	0.059255	-4.62	<.0001
x3_12	1	-18291.1	7237.016	-2.53	0.0123
Model Dependent Variable					
y2					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.26224	0.061254	-4.28	<.0001
y2_2	1	-0.17960	0.060590	-2.96	0.0034
y2_12	1	-0.41043	0.058500	-7.02	<.0001
Model Dependent Variable					
y3					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.18453	0.059952	-3.08	0.0024
y3_12	1	-0.45548	0.061176	-7.45	<.0001
x2	1	19274.27	8307.172	2.32	0.0213
x2_1	1	17352.97	8259.741	2.10	0.0369

Lampiran 71 : Macro Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

```
data tika;
input y1_t y2_t y3_t y1_1 x1_y1 y2_1 x2_y2 y3_1 x3_y3 y1_2 x4_y1
y2_2 x5_y2 y3_2 x6_y3 y1_12 x7_y1 y2_12 x8_y2 y3_12 x9_y3
x1_7 x1_10 x1_13 x1_16 x2_2_1 x2_2_2 x2_6 x2_7 x3_3 x3_12;
```

```
datalines;
```

7573	2015	13304	0	0	0
26792	-942	19279	0	0	0
-15219	1040	-11017	0	0	0
2566	-1566	7850		0	0	0
-4747	-2644	9988		0	0	0
7331	709	-14558		0	0	0
-22238	-1384	-2932		0	0	0
-5214	1870	4883		0	0	0
11092	-2777	-1784		0	0	0
-12979	1177	815		0	0	0
.
3739	942	-22177		0	0	0
26509	241	13442		0	0	0
-30532	-835	-15816		0	0	0
-14853	-2040	-3708		0	0	0
6963	202	9120		0	0	0
15334	2351	1590		0	0	0
-2611	187	5433		0	0	0
4071	-643	9238		0	0	0
651	-1273	-1503		0	0	0

```
;
proc syslin data=tika sur;
```

```
y1 : model y1_t=y1_1 y1_12 x3_12/oint;
```

```
y2 : model y2_t=y2_1 y2_2 y2_12 /oint;
```

```
y2 : model y3_t=y3_1 y3_12 x2_2_1/oint;
```

```
run;
```


Lampiran 72 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

The SYSLIN Procedure					
Ordinary Least Squares Estimation					
Model		Y1			
Dependent Variable		y1_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.30692	0.063784	-4.81	<.0001
y1_12	1	-0.23603	0.063431	-3.72	0.0003
x3_12	1	-19657.1	7696.342	-2.55	0.0114
Model		Y2			
Dependent Variable		y2_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.31181	0.063283	-4.93	<.0001
x2_y2	1	0.019630	0.006751	2.91	0.0041
y2_2	1	-0.20414	0.061268	-3.33	0.0010
y2_12	1	-0.38206	0.059804	-6.39	<.0001
Model		Y3			
Dependent Variable		y3_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.15726	0.062233	-2.53	0.0123
y3_12	1	-0.45314	0.063493	-7.14	<.0001
x2	1	16816.05	8630.251	1.95	0.0528
x2_1	1	16652.02	8579.052	1.94	0.0537

Lampiran 73 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

The SYSLIN Procedure Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.32199	0.061418	-5.24	<.0001
y1_12	1	-0.27371	0.059162	-4.63	<.0001
x3_12	1	-17780.5	7229.293	-2.46	0.0148
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.29505	0.061211	-4.82	<.0001
x2_y2	1	0.019139	0.006734	2.84	0.0050
y2_2	1	-0.18306	0.059451	-3.08	0.0024
y2_12	1	-0.39128	0.057779	-6.77	<.0001
Model Dependent Variable		Y2 y3_t			
Parameter Estimates					
Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.18339	0.059940	-3.06	0.0025
y3_12	1	-0.45644	0.061162	-7.46	<.0001
x2	1	19338.37	8305.210	2.33	0.0209
x2_1	1	17361.75	8257.827	2.10	0.0368

Lampiran 74 : Macro Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

```

data tika;
input y1_t y2_t y3_t y1_1 x1_y1 y2_1 x2_y2 y3_1 x3_y3 y1_2 x4_y1 y2_2
x5_y2 y3_2 x6_y3 y1_12 x7_y1 y2_12 x8_y2 y3_12 x9_y3
x1_7 x1_10 x1_13 x1_16 x2 x2_1 x2_2 x2_6 x2_7 x3 x3_12;
datalines;
7573 2015 13304 ..... 0 0 0
26792 -942 19279 ..... 0 0 0
-15219 1040 -11017 ..... 0 0 0
2566 -1566 7850 ..... 0 0 0
-4747 -2644 9988 ..... 0 0 0
. . . . .
. . . . .
15334 2351 1590 ..... 0 0 0
-2611 187 5433 ..... 0 0 0
4071 -643 9238 ..... 0 0 0
651 -1273 -1503 ..... 0 0 0
;

proc syslin data=tika sur;
y1 : model y1_t=y1_1 y1_12 x3_12/none;
y2 : model y2_t=y2_1 y2_2 y2_12/none;
y3 : model y3_t=y3_1 y3_12 x2 x2_1/none;
run;

```

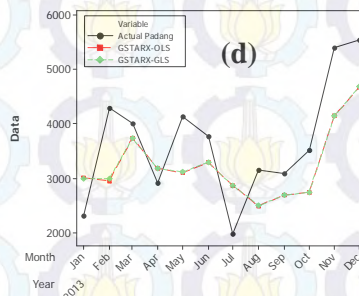
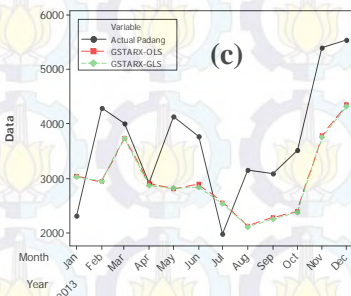
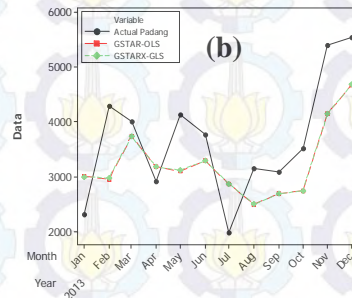
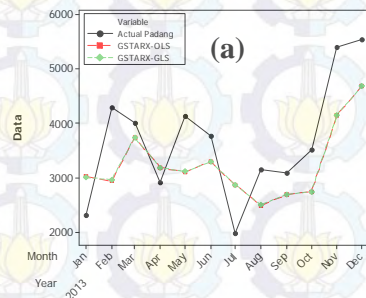

Lampiran 75 : *Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali*

The SYSLIN Procedure Ordinary Least Squares Estimation					
Model Dependent Variable		Y1 y1_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.33587	0.063625	-5.28	<.0001
y1_12	1	-0.24877	0.064097	-3.88	0.0001
Model Dependent Variable		Y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.31273	0.063295	-4.94	<.0001
x2_y2	1	0.018851	0.006478	2.91	0.0040
y2_2	1	-0.20460	0.061250	-3.34	0.0010
y2_12	1	-0.38159	0.059808	-6.38	<.0001
Model Dependent Variable		Y2 y3_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.15726	0.062233	-2.53	0.0123
y3_12	1	-0.45314	0.063493	-7.14	<.0001
x2	1	16816.05	8630.251	1.95	0.0528
x2_1	1	16652.02	8579.052	1.94	0.0537

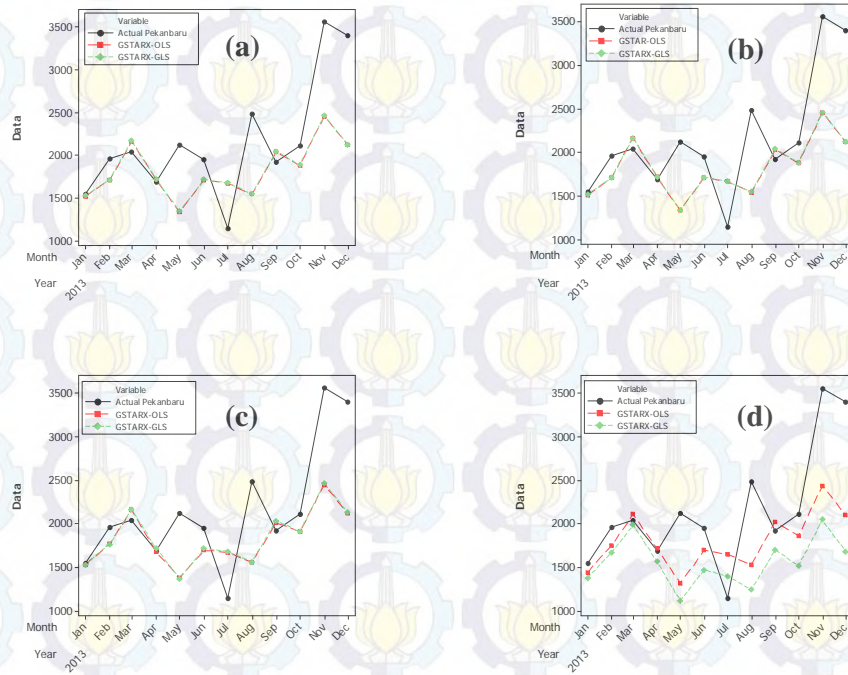
Lampiran 76 : Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali

The SYSLIN Procedure					
Seemingly Unrelated Regression Estimation					
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y1_1	1	-0.34744	0.061676	-5.63	<.0001
y1_12	1	-0.28399	0.059743	-4.75	<.0001
Model Dependent Vari able		y2 y2_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y2_1	1	-0.30486	0.060649	-5.03	<.0001
x2_y2	1	0.018529	0.006459	2.87	0.0046
y2_2	1	-0.16648	0.058721	-2.84	0.0051
y2_12	1	-0.39150	0.057373	-6.82	<.0001
Model Dependent Vari able		y2 y3_t			
Parameter Estimates					
Vari able	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
y3_1	1	-0.18337	0.060298	-3.04	0.0027
y3_12	1	-0.45551	0.061532	-7.40	<.0001
x2	1	19126.97	8356.881	2.29	0.0231
x2_1	1	17332.61	8308.902	2.09	0.0383

Lampiran 77 : Plot Time Series Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Padang Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) bobot seragam, (b) bobot *invers* jarak, (c) bobot normalisasi korelasi silang, (d) bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial



Lampiran 78 : Plot Time Series Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Pekanbaru Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) bobot seragam, (b) bobot *invers* jarak, (c) bobot normalisasi korelasi silang, (d) bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial

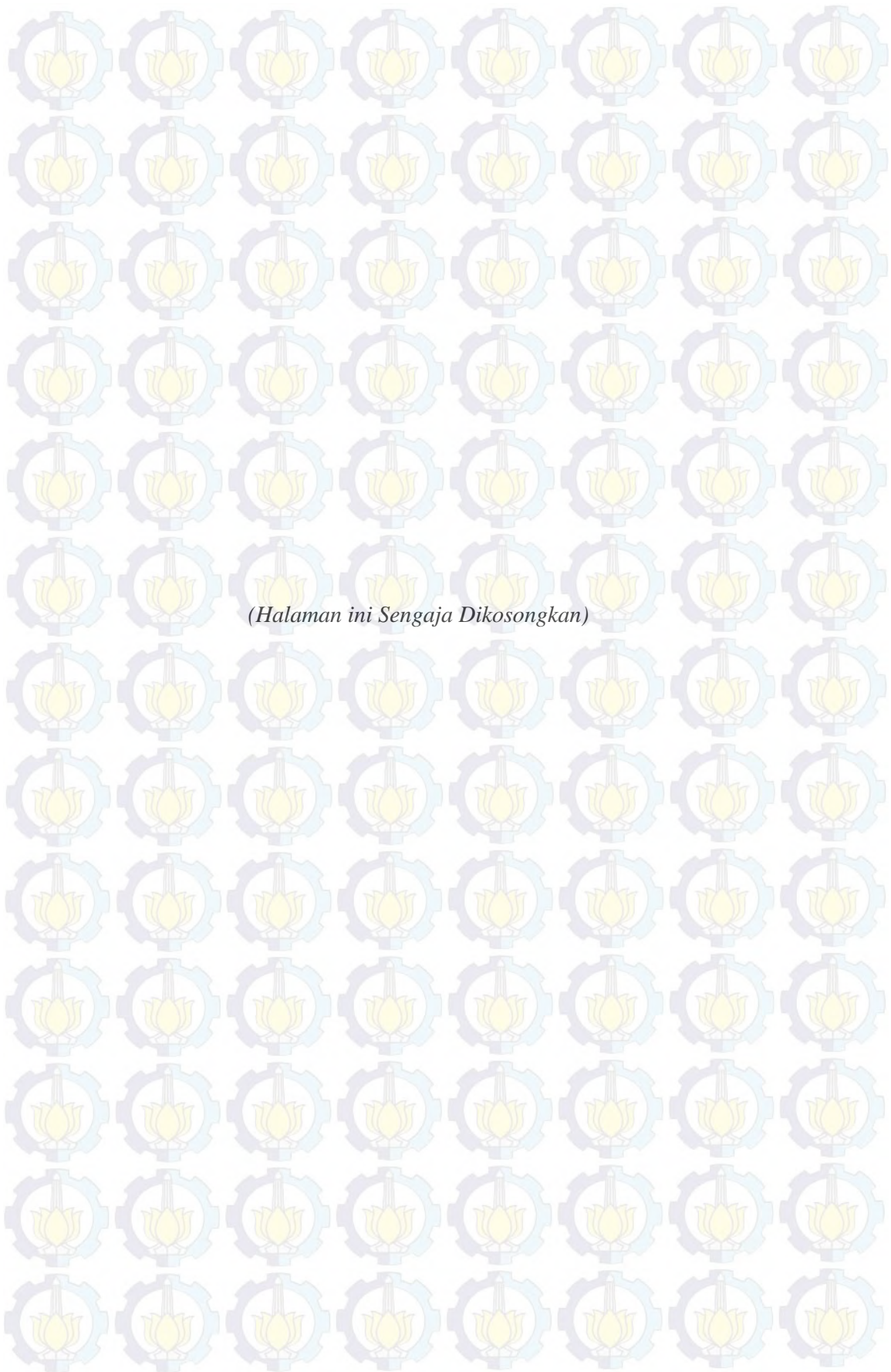


Lampiran 79 : Nilai RMSE *In-sample* Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS Menggunakan Bobot Seragam, *Invers* Jarak, Normalisasi Korelasi Silang dan Normalisasi Inferensia Korelasi Silang Parsial Wilayah Sumatera

Model	Bobot	Nilai RMSE			
		Medan	Padang	Batam	Pekanbaru
GSTARX-OLS	Seragam	1.482	831	13.068	404
	<i>Invers</i> Jarak	1.483	833	13.098	404
	Normalisasi	1.470	833	13.098	401
	Korelasi Silang				
	Normalisasi Hasil				
	Inferensia Korelasi Silang Parsial	1.491	807	13.098	408
GSTARX-GLS	Seragam	1.472	828	13.067	408
	<i>Invers</i> Jarak	1.468	829	13.059	407
	Normalisasi	1.461	828	13.058	397
	Korelasi Silang				
	Normalisasi Hasil				
	Inferensia Korelasi Silang Parsial	1.587	801	13.060	406

Lampiran 80 : Nilai RMSE *In-sample* Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS Menggunakan Bobot Seragam, *Invers* Jarak, Normalisasi Korelasi Silang dan Normalisasi Inferensia Korelasi Silang Parsial Wilayah Jawa-Bali

Model	Bobot	Nilai RMSE		
		Jakarta	Surabaya	Denpasar
GSTARX-OLS	Seragam	15.086	1.537	14.752
	<i>Invers</i> Jarak	15.086	1.551	14.753
	Normalisasi	15.086	1.551	14.753
	Korelasi Silang	15.086	1.551	14.753
	Normalisasi Hasil	15.086	1.551	14.753
	Inferensia Korelasi Silang Parsial	15.086	1.551	14.753
GSTARX-GLS	Seragam	15.223	1.523	14.811
	<i>Invers</i> Jarak	15.230	1.540	14.810
	Normalisasi	15.230	1.540	14.810
	Korelasi Silang	15.230	1.540	14.810
	Normalisasi Hasil	15.230	1.540	14.810
	Inferensia Korelasi Silang Parsial	15.230	1.540	14.810



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data Jumlah Wisatawan Mancanegara Wilayah Sumatera mulai Januari 1998 sampai Desember 2013.....	241
Lampiran 2 Data Jumlah Wisatawan Mancanegara Wilayah Jawa-Bali mulai Januari 1994 sampai Desember 2013.....	242
Lampiran 3 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 1 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....	243
Lampiran 4 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 1 Skenario 2 ($b = s = r = 0$).....	244
Lampiran 5 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 1 Skenario 3 ($b = s = 1$).....	245
Lampiran 6 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 1 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....	246
Lampiran 7 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 2 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....	247
Lampiran 8 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 2 Skenario 2 ($b = s = r = 0$).....	248
Lampiran 9 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 2 Skenario 3 ($b = s = 1$).....	249
Lampiran 10 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 2 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....	250
Lampiran 11 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 3 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....	251
Lampiran 12 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 3 Skenario 2 ($b = s = r = 0$).....	252
Lampiran 13 <i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12] ₁) dan GSTARX-GLS ([12] ₁) Data Musiman Simulasi 3 Skenario 3 ($b = s = 1$).....	253

Lampiran 14	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 3 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....</i>	254
Lampiran 15	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 4 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	255
Lampiran 16	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 4 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	256
Lampiran 17	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 4 Skenario 3 ($b = s = 1$).....</i>	257
Lampiran 18	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 4 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....</i>	258
Lampiran 19	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 5 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	259
Lampiran 20	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 5 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	260
Lampiran 21	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 5 Skenario 3 ($b = s = 1$).....</i>	261
Lampiran 22	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 5 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....</i>	262
Lampiran 23	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 6 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	263
Lampiran 24	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 6 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	264
Lampiran 25	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 6 Skenario 3 ($b = s = 1$).....</i>	265
Lampiran 26	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([12]₁) dan GSTARX-GLS ([12]₁) Data Musiman Simulasi 6 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....</i>	266

Lampiran 27	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	267
Lampiran 28	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1 Skenario 2 ($b = s = r = 0$).....</i>	268
Lampiran 29	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1 Skenario 3 ($b = s = 1$).....</i>	269
Lampiran 30	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 1 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....</i>	270
Lampiran 31	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	271
Lampiran 32	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2 Skenario 2 ($b = s = r = 0$).....</i>	272
Lampiran 33	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2 Skenario 3 ($b = s = 1$).....</i>	273
Lampiran 34	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 2 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....</i>	274
Lampiran 35	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	275
Lampiran 36	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3 Skenario 2 ($b = s = r = 0$).....</i>	276

Lampiran 37	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3 Skenario 3 ($b = s = 1$).....</i>	277
Lampiran 38	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....</i>	278
Lampiran 39	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	279
Lampiran 40	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 3 Skenario 2 ($b = s = r = 0$).....</i>	280
Lampiran 41	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4 Skenario 3 ($b = s = 1$).....</i>	281
Lampiran 42	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 4 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....</i>	282
Lampiran 43	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	283
Lampiran 44	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5 Skenario 2 ($b = s = r = 0$).....</i>	284
Lampiran 45	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5 Skenario 3 ($b = s = 1$).....</i>	285
Lampiran 46	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS ([1,12]₁) dan GSTARX-GLS ([1,12]₁) Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 5 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....</i>	286

Lampiran 47	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6 Skenario 1 ($b = s = r = 0$).....</i>	287
Lampiran 48	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6 Skenario 2 ($b = s = r = 0$).....</i>	288
Lampiran 49	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6 Skenario 3 ($b = s = 1$).....</i>	289
Lampiran 50	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,12]_1)$ dan GSTARX-GLS $([1,12]_1)$ Data Gabungan Musiman dan Nonmusiman Simulasi 6 Skenario 4 ($b = 1, s = 2$).....</i>	290
Lampiran 51	<i>Macro dan Output dari Program SAS Pemodelan VARIMA dan VARIMAX Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera.....</i>	291
Lampiran 52	<i>Macro dan Output dari Program SAS Pemodelan VARIMA dan VARIMAX Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali.....</i>	295
Lampiran 53	<i>Macro Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Seragam pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera</i>	298
Lampiran 54	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)$-I(1)(1)¹² Bobot Seragam Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera</i>	299
Lampiran 55	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)$-I(1)(1)¹² Bobot Seragam Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera</i>	300
Lampiran 56	<i>Macro Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Invers Jarak pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera</i>	301
Lampiran 57	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)$-I(1)(1)¹² Bobot Invers Jarak Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera</i>	302
Lampiran 58	<i>Output SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)$-I(1)(1)¹² Bobot Invers Jarak Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera</i>	303

Lampiran 59	<i>Macro</i> Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera	304
Lampiran 60	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera	305
Lampiran 61	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera	306
Lampiran 62	<i>Macro</i> Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera	307
Lampiran 63	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera	308
Lampiran 64	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Sumatera	309
Lampiran 65	<i>Macro</i> Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Seragam pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	310
Lampiran 66	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Seragam Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	311
Lampiran 67	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Seragam Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	312
Lampiran 68	<i>Macro</i> Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot <i>Invers</i> Jarak pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	313
Lampiran 69	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot <i>Invers</i> Jarak Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	314
Lampiran 70	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot <i>Invers</i> Jarak Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	315
Lampiran 71	<i>Macro</i> Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Normalisasi Korelasi Silang pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	316
Lampiran 72	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	317
Lampiran 73	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1)-I(1)(1)^{12}$ Bobot Normalisasi Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	318

Lampiran 74	<i>Macro</i> Program SAS untuk Pemodelan GSTARX dengan Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Parsial pada Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali ...	319
Lampiran 75	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-OLS $([1,2,12]_1 - I(1)(1))^{12}$ Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	320
Lampiran 76	<i>Output</i> SAS Hasil Estimasi Parameter Model GSTARX-GLS $([1,2,12]_1 - I(1)(1))^{12}$ Bobot Normalisasi Hasil Inferensia Korelasi Silang Data Wisatawan Mancanegara di Wilayah Jawa-Bali	321
Lampiran 77	Plot <i>Time Series</i> Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Padang Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) bobot seragam, (b) bobot <i>invers</i> jarak, (c) bobot normalisasi korelasi silang, (d) bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial	322
Lampiran 78	Plot <i>Time Series</i> Hasil Ramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Pekanbaru Menggunakan GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS dengan (a) bobot seragam, (b) bobot <i>invers</i> jarak, (c) bobot normalisasi korelasi silang, (d) bobot normalisasi hasil inferensia korelasi silang parsial	323
Lampiran 79	Nilai RMSE <i>In-sample</i> Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS Menggunakan Bobot Seragam, <i>Invers</i> Jarak, Normalisasi Korelasi Silang dan Normalisasi Inferensia Korelasi Silang Parsial Wilayah Sumatera	324
Lampiran 80	Nilai RMSE <i>In-sample</i> Model GSTARX-OLS dan GSTARX-GLS Menggunakan Bobot Seragam, <i>Invers</i> Jarak, Normalisasi Korelasi Silang dan Normalisasi Inferensia Korelasi Silang Parsial Wilayah Jawa-Bali	325